

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL  
ESCOLA DE ENGENHARIA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

**MÉTODO DE OTIMIZAÇÃO EXPERIMENTAL DA  
QUALIDADE E DURABILIDADE DE PRODUTOS: UM  
ESTUDO DE CASO EM PRODUTO FABRICADO POR  
INJEÇÃO DE PLÁSTICO**

**Morgana Pizzolato**

**Porto Alegre, 2002.**



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL  
ESCOLA DE ENGENHARIA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

**MÉTODO DE OTIMIZAÇÃO EXPERIMENTAL DA QUALIDADE E  
DURABILIDADE DE PRODUTOS: UM ESTUDO DE CASO EM  
PRODUTO FABRICADO POR INJEÇÃO DE PLÁSTICO**

**Morgana Pizzolato**

**Orientadores: Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Carla S. ten Caten e Prof. Ph. Dr. Flávio S. Fogliatto.**

**Banca Examinadora:**

**Pedro Alberto Barbeta, Dr.**

**Prof. Depto. de Informática e Estatística / UFSC**

**Vilson João Batista, Dr.**

**Prof. Depto de Engenharia Mecânica / UFRGS**

**José Luis Duarte Ribeiro, Dr.**

**Prof. Depto de Engenharia de Produção e Transportes / UFRGS**

**Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de  
Produção como requisito parcial à obtenção do título de  
MESTRE EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

**Área de concentração: Qualidade**

**Porto Alegre, julho/2002.**



**Esta dissertação foi julgada adequada para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção e aprovada em sua forma final pelos Orientadores e pela Banca Examinadora designada pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção.**

---

**Prof<sup>a</sup>. Carla S. ten Caten, Dr.**

PPGEP / UFRGS

Orientadora

---

**Prof. Flavio S. Fogliatto, Ph. D.**

PPGEP / UFRGS

Orientador

---

**Prof. José Luis Duarte Ribeiro**

Coordenador PPGEP / UFRGS

**Banca Examinadora:**

**Pedro Barbetta, Dr.**

Prof. do Departamento de Informática e Estatística da UFSC

**Vilson João Batista, Dr.**

Prof. do Departamento de Engenharia Mecânica da UFRGS

**José Luis Duarte Ribeiro, Dr.**

Prof. do Departamento de Engenharia de Produção e Transportes da UFRGS



*Para Italo e Jandira, meus pais, e  
Para Tânia Mara e Alexandre, meus irmãos.*



## **AGRADECIMENTOS**

Aos meus orientadores, Carla S. ten Caten e Flávio S. Fogliatto, pelo conhecimento transmitido, pela dedicação dispensada, pela paciência das revisões e pelo carinho demonstrado.

Aos meus colegas do mestrado, pelo companheirismo e cumplicidade, em especial aos componentes do GAMA, Carla Rup, Gilberto e Marcelo. Também as colegas Istefani e Cláudia, pelas trocas de figurinhas, pelas revisões informais e pela força nas horas difíceis.

Aos demais professores e ao pessoal do LOPP, que estava sempre por perto para ajudar a resolver alguns “pepinos”.

Ao meu amado noivo Alexandre, por estar comigo e por me compreender.

A DEUS por ter-me guiado nos caminhos obscuros para que eu pudesse chegar até aqui.



# SUMÁRIO

<b>LISTA DE FIGURAS</b> .....	<b>xiii</b>
<b>LISTA DE TABELAS</b> .....	<b>xv</b>
<b>LISTA DE QUADROS</b> .....	<b>xvii</b>
<b>RESUMO</b> .....	<b>xix</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>xxi</b>
<b>1 INTRODUÇÃO</b> .....	<b>1</b>
1.1 Tema e justificativa.....	2
1.2 Objetivos.....	4
1.3 Método.....	4
1.4 Estrutura.....	7
1.5 Limitações.....	8
<b>2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA</b> .....	<b>9</b>
2.1 Projeto e Análise de Experimentos.....	9
2.1.1 Roteiro para realização de projetos de experimentos.....	11
2.1.2 Tipos de projetos de experimentos.....	14
2.1.3 Análise de regressão.....	19
2.1.4 Análise da validade do modelo.....	22
2.1.5 Intervalos de confiança.....	22
2.2 Confiabilidade.....	24
2.2.1 Testes acelerados.....	26
2.2.2 Planos para testes acelerados.....	30
2.2.3 Modelos de dados de falha acelerados.....	33
2.2.4 Modelos de dados de degradação acelerados.....	36
2.3 Avaliação Sensorial.....	38
2.3.1 Escalas de medida.....	39
2.3.2 Métodos de teste.....	41
2.4 Otimização multivariada.....	46
<b>3 MÉTODO DE OTIMIZAÇÃO EXPERIMENTAL</b> .....	<b>51</b>
3.1 Caracterização do problema.....	54
3.2 Planejamento e execução do experimento.....	55
3.3 Modelagem individual das variáveis de resposta.....	58
3.4 Otimização.....	58
3.5 Modelagem da vida útil e definição do prazo de garantia.....	59

<b>4 ESTUDO DE CASO .....</b>	<b>61</b>
4.1 Caracterização do problema .....	63
4.2 Planejamento e execução do experimento .....	64
4.3 Modelagem individual das variáveis de resposta .....	67
4.3.1 Variável de resposta Dureza (HRC) .....	67
4.3.2 Variável de resposta Custo (R\$/m <sup>2</sup> ).....	68
4.3.3 Variável de resposta Impacto .....	68
4.3.4 Variável de resposta Desempenho.....	73
4.4 Otimização .....	78
4.5 Modelagem da vida útil e definição do prazo de garantia .....	80
<b>5 CONCLUSÃO .....</b>	<b>87</b>
5.1 Sugestões para trabalhos futuros .....	89
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>	<b>91</b>
<b>ANEXO I.....</b>	<b>99</b>
<b>ANEXO II.....</b>	<b>107</b>
<b>ANEXO III.....</b>	<b>109</b>

## LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1	Diagrama de Venn – Categorias de fatores que influenciam as variáveis de resposta .....	13
Figura 2.2	Gráfico exemplo para o intervalo de confiança .....	23
Figura 2.3	Escala para registro das avaliações dos painelistas .....	44
Figura 3.1	Matriz do QFD para escolha dos fatores controláveis.....	56
Figura 4.1	Representação esquemática de uma máquina injetora de plástico .....	62
Figura 4.2	Representação gráfica do efeito do fator Temperatura do Fluido ( $X_2$ ) sobre a variável de resposta Impacto para a deflexão da carga máxima.....	70
Figura 4.3	Representação gráfica do efeito do fator Talco ( $X_4$ ) sobre a variável de resposta Impacto para a deflexão da carga máxima.....	70
Figura 4.4	Representação gráfica do efeito da interação entre os fatores Tempo de Resfriamento ( $X_1$ ) e Temperatura do Fluido ( $X_2$ ) sobre a variável de resposta Impacto para a deflexão da carga máxima.....	71
Figura 4.5	Representação gráfica do efeito da interação entre os fatores Elastômero ( $X_3$ ) e Talco ( $X_4$ ) sobre a variável de resposta Impacto deflexão da carga máxima .....	71
Figura 4.6	Representação gráfica do efeito da interação entre os fatores Temperatura do Fluido (BAIXO) ( $X_2$ ), Elastômero ( $X_3$ ) e Talco ( $X_4$ ) sobre a variável de resposta Impacto deflexão da carga máxima.....	72
Figura 4.7	Dispositivo utilizado para a realização dos testes de degradação acelerados.....	74
Figura 4.8	Peça submetida a degradação acelerada no dispositivo .....	74
Figura 4.9	Gráfico de dispersão para a nota corrigida .....	83
Figura 4.10	Papel de probabilidade normal.....	83
Figura 4.11	Gráfico dos resíduos padronizados x ln dos dias de uso .....	84
Figura 4.12	Gráfico dos resíduos x ordem .....	84
Figura 4.13	Gráfico do modelo ajustado com os intervalos de confiança para Y....	85



## LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1	Classificação dos projetos experimentais .....	15
Tabela 2.2	Dados típicos de um experimento fatorial com dois fatores .....	18
Tabela 2.3	Funções linearizáveis com transformação .....	21
Tabela 2.4	Modelos para dados de tempos de falha advindos de testes de vida acelerados.....	34
Tabela 2.5	Modelos para dados advindos de testes de degradação acelerados...	37
Tabela 2.6	Matriz de julgamento .....	43
Tabela 3.1	Expressões para determinação de $w_j$ .....	59
Tabela 4.1	Parâmetros e características dos produtos da concorrência.....	63
Tabela 4.2	Variáveis de resposta que representam as características de qualidade.....	64
Tabela 4.3	Matriz de relacionamento entre variáveis de resposta e parâmetros de processo.....	65
Tabela 4.4	Matriz experimental executada - níveis reais e níveis codificados .....	66
Tabela 4.5	Dados das variáveis de resposta utilizados para análise .....	67
Tabela 4.6	Análise de regressão linear múltipla para a variável de resposta Dureza.....	68
Tabela 4.7	Análise de regressão linear múltipla para a variável de resposta Impacto da carga máxima .....	69
Tabela 4.8	Análise de regressão linear múltipla para a variável de resposta Impacto deflexão da carga máxima.....	69
Tabela 4.9	Análise de regressão linear múltipla para a variável de resposta Impacto energia da carga máxima .....	72
Tabela 4.10	Registro das avaliações do desempenho.....	75
Tabela 4.11	Equivalência da avaliação do desempenho .....	75
Tabela 4.12	Transformação da variável de resposta Desempenho.....	77
Tabela 4.13	Análise de regressão linear múltipla para a variável de resposta Desempenho.....	77

Tabela 4.14	Resultado do cálculo dos pesos $w_i$ para cada variável de resposta ....	78
Tabela 4.15	Resumo da otimização global.....	79
Tabela 4.16	Planilha de avaliação da nota da degradação .....	81
Tabela 4.17	Notas da degradação .....	81
Tabela 4.18	ANOVA dos níveis de estresse e dos avaliadores.....	82
Tabela 4.19	Notas corrigidas para obtenção do modelo .....	82
Tabela 4.20	Análise de regressão da variável de resposta Degradação.....	83

## LISTA DE QUADROS

Quadro 2.1	Classificação dos métodos de teste e escalas de medida .....	39
Quadro 3.1	Método de otimização experimental proposto .....	53



## RESUMO

A melhoria de produtos e processos industriais pode ser realizada utilizando-se métodos de otimização experimental. Este trabalho apresenta um método estruturado para otimização envolvendo variáveis relacionadas com qualidade, comumente utilizadas, e variáveis que descrevem a confiabilidade do produto. O interesse em particular, está em sistematizar uma forma apropriada de determinar o prazo de garantia de produtos, baseado em testes de degradação acelerados. Para atingir este propósito utiliza-se projeto de experimentos conjuntamente com técnicas de avaliação sensorial, utilizada para medir o grau de degradação das amostras provindas dos testes de confiabilidade acelerados. O método é ilustrado com um estudo de caso realizado num produto fabricado em injeção de plástico. No exemplo do estudo de caso, deseja-se modelar a garantia de um piso plástico utilizado, na maternidade, para criação de suínos. Até o momento da realização da análise ocorriam reclamações de problemas com o produto dentro do prazo e garantia. O principal problema era a delaminação do produto devida a intensa fricção entre os cascos do animal e o piso. Um número elevado de reclamações durante o prazo de garantia levou ao desenvolvimento de uma nova composição do piso; o método proposto aqui é utilizado para determinar um prazo de garantia apropriado para produtos novos.



## **ABSTRACT**

Quality improvement of industrial products and processes can be performed through experimental optimization approaches. In this thesis we present a structured procedure for product optimization involving usual quality related variables and variables that describe product reliability. In particular, we interested in systematizing the determination of proper warranty lengths for products based on accelerated degradation testing. For that matter we use design of experiments in conjunction with sensorial evaluation techniques, used to measure the degree of degradation on samples from accelerated reliability tests. The procedure is illustrated in a case study from the product manufactured by plastic injection. In the case example, warranty modeling of plastic tiles used in swine maternity flooring was desired. At the time of our analysis several warranty claims were being reported, motivated by flaking of tiles due to intense friction between dewclaws and tiles. A large number of warranty claims led to the development of a new recipe for the tiles; the procedure we propose in this thesis is used to determine a proper warranty length for the new product.



# CAPÍTULO 1

## 1 INTRODUÇÃO

Para manter seus produtos no mercado, as empresas necessitam de alternativas gerenciais cada vez mais eficazes, as quais, associadas aos avanços tecnológicos, buscam a excelência na produção de produtos e serviços. Isto se deve ao fato de que a competição e a permanência no mercado está relacionada à atenção dada pelas organizações às necessidades e expectativas do cliente.

O mercado no passado não era muito exigente, e se julgava que a garantia da qualidade do produto era obtida por simples inspeção final ou por inspeção intermediária. Depois, o mercado percebeu que a exigência do consumidor havia aumentado, mas a garantia da qualidade se resumia a técnicas simples de controle da qualidade aplicadas na produção.

Mais recentemente, o mercado tem sido capaz de impor suas necessidades de qualidade, porque as tem cada vez mais claras. Com isso, a garantia da qualidade vem sendo cada vez mais exigida, e só é alcançada através da utilização de técnicas de controle de qualidade em todo o ciclo de produção (projeto e processo) e consumo.

Levadas pelas necessidades do mercado, empresas são obrigadas a uma constante melhoria dos conceitos e técnicas usados em suas plantas produtivas. Uma empresa, quando pretende sobreviver por um longo tempo, deve considerar um mercado consumidor que impõe suas necessidades de qualidade e, mais que isso, suas necessidades de qualidade no decorrer do tempo, ou seja a confiabilidade.

No ambiente fabril, a meta é projetar, desenvolver, testar e produzir produtos de alta confiabilidade e economicamente viáveis em um curto espaço de tempo. Atingir a essa meta

requer o desenvolvimento de processos que garantam a confiabilidade do que produzem, integrando engenharia e informações de confiabilidade científicas e empíricas (Meeker & Hamada, 1995).

Sobreviver no mercado é ter vantagens competitivas frente a concorrência, ou seja, realizar a implementação ou melhoria de qualquer característica em produtos que possa garantir alguma vantagem sobre os concorrentes, entre elas a garantia da qualidade durante toda a vida útil do produto. No caso da ocorrência de eventuais falhas, o tempo de garantia do produto também é tomado como indicativo de qualidade. Aumentando a confiabilidade de seus produtos, as empresas asseguram uma boa imagem frente a seus clientes. Além disso, produtos com altos níveis de confiabilidade terão seus encargos reduzidos no período de garantia.

Para Goel & Singh (1997), os clientes comparam produtos baseados em certas características essenciais para o seu sucesso e operação, além de características diferenciais como descobertas tecnológicas ou idéias inovadoras. O desempenho de produtos no tempo é uma das dimensões de qualidade determinante da satisfação do cliente; se o produto degrada conforme esperado (ou menos), é considerado como de boa durabilidade ou confiabilidade, tendo a preferência dos clientes. Em geral, qualidade é relacionada às características do produto, e confiabilidade ou durabilidade é associada com a probabilidade de falha ou com a degradação do desempenho ao longo do tempo.

## **1.1 Tema e justificativa**

Esta dissertação tem como tema principal a garantia da qualidade e durabilidade do produto demandada pelos clientes. Utiliza para tanto uma otimização experimental de parâmetros de produto e processo, contemplando variáveis de resposta relacionadas com a qualidade e a durabilidade do produto. As variáveis de respostas relacionadas com a durabilidade do produto não são avaliadas por um sistema de medição; para sua avaliação utilizou-se a avaliação sensorial. Com base nos dados coletados sobre o produto, estima-se sua vida útil e seu prazo de garantia.

O prazo de garantia de um produto pode ser definido, em estudos de confiabilidade, através da estimação de sua taxa de falha e vida útil esperada. Estudos de confiabilidade, todavia, podem demandar tempo e recursos financeiros excessivos. Para contornar esse problema, propõe-se nesta dissertação a definição do prazo de garantia através da modelagem experimental da vida útil. A modelagem experimental é realizada com base em testes de degradação acelerados.

Garantia pode ser definida como um contrato ou acordo que estabelece que o produtor de um produto ou serviço deve concordar em reparar, repor ou oferecer a assistência necessária quando o produto falha ou o serviço não atende às demandas do usuário, antes de um momento pré-especificado no tempo, correspondente à duração da garantia (Elsayed, 1996). Tempo, no contexto da definição, pode ser medido em unidades de tempo de calendário, tais como horas, meses ou anos, ou em unidades de uso, como milhas, horas de operação ou o número de utilizações do produto (por exemplo, o número de cópias feitas por uma máquina copiadora).

Confiabilidade é muitas vezes definida como a probabilidade de um sistema, máquina ou produto desempenhar suas funções em condições normais de operação, por um período específico de tempo. Melhorar a confiabilidade é uma importante parte do processo de melhoria da qualidade. Existem muitas definições de qualidade, mas geralmente um produto que não é confiável não pode ser considerado como sendo de alta qualidade. Monitoramento estatístico de processos e experimentos planejados têm-se tornado ferramentas importantes na melhoria contínua da qualidade para engenheiros de produtos e de processos. Métodos para melhorar a qualidade têm auxiliado, também, na melhoria da confiabilidade. Porém, utilizando métodos com foco em confiabilidade, tem-se potencial para produzir melhorias adicionais que não seriam possíveis utilizando-se apenas métodos para a melhoria da qualidade (Meeker & Hamada, 1995).

O prazo de garantia de um produto pode ser usado como uma característica de qualidade estratégica para a empresa, pois pode representar uma vantagem competitiva em relação aos seus concorrentes. Para que o prazo de garantia seja realmente uma estratégia de *marketing* eficiente, é necessário que a empresa consiga assegurar a qualidade durante esse período. No período de garantia do produto, normalmente o fabricante assume os custos de conserto e reposição de peças. Este período pode representar um custo muito alto para o fabricante caso seu produto não mantenha a qualidade durante esse período. O custo da não qualidade acaba sendo repassado ao consumidor, ou seja, caso não se consiga garantir a qualidade durante o prazo de garantia, esta característica de qualidade deixa de ser uma vantagem competitiva.

A garantia da qualidade durante o prazo de garantia do produto pode ser alcançada com o uso das ferramentas da Engenharia da Qualidade, que é uma área do conhecimento cujo objeto de estudo é o conjunto de diversas teorias e técnicas quantitativas aplicáveis em esforços de melhoria da qualidade de produtos e processos com custos competitivos.

Um ponto importante a ser destacado neste trabalho é o uso de avaliação sensorial para avaliação de variáveis de resposta de degradação.

## 1.2 Objetivos

Este trabalho tem como objetivo geral propor um método para otimização experimental de parâmetros de produto e processo de forma a garantir a qualidade e durabilidade do produto, conforme demandadas pelos clientes. A otimização contempla, além das características de qualidade, o uso de variáveis de resposta de durabilidade, mais precisamente variáveis de degradação para estimar a vida útil e definir o prazo de garantia do produto.

Como objetivos específicos, listam-se:

- Revisar os conhecimentos de Engenharia da Qualidade, em especial:
  - Projetos de Experimentos para otimizar os parâmetros do produto e processo em relação às características demandadas pelos clientes;
  - Variáveis de confiabilidade como a degradação para avaliar a vida útil do produto sem que o mesmo apresente uma falha;
  - Testes acelerados para reduzir o tempo de ensaios;
  - Avaliação sensorial para medição de variáveis de resposta qualitativas relacionadas ao desempenho do produto;
  - Modelos de degradação para prever a vida útil do produto;
- Consolidar um método que permita maximizar a durabilidade de um produto utilizando para tanto variáveis de resposta de degradação, medidas através da avaliação sensorial;
- Modelar a vida útil de um produto para posterior definição de seu prazo de garantia;
- Ilustrar o método proposto através de uma aplicação em um estudo de caso aplicado na indústria.

## 1.3 Método

O método de pesquisa científica deste trabalho enquadra-se, de acordo com a classificação apresentada por Patton (1990) *apud* Roesch (1996), na categoria de Pesquisa Aplicada. A pesquisa aplicada se propõe a entender a natureza e a fonte dos problemas, ou seja, entender como lidar com o problema em questões consideradas importantes, para que se possa controlar o ambiente. Através da pesquisa aplicada pode-se contribuir em teorias que podem ser utilizadas para formular programas e intervenções de resolução de problemas, gerando

soluções potenciais para estes. A pesquisa aplicada é generalizável no tempo e no espaço, mas é limitada no contexto da aplicação. Pressupõe que os problemas podem ser entendidos e solucionados com o conhecimento.

A opção por estudo de caso como estratégia de pesquisa para esta dissertação está subsidiada pelos conceitos como os de Yin (2001) que coloca que estudo de caso é uma das várias formas de fazer pesquisa, e pode ser utilizado em pesquisas com objetivos exploratórios e descritivos. Segundo Yin (2001), o estudo de caso é uma estratégia escolhida ao se examinarem acontecimentos contemporâneos e esta estratégia tem capacidade de lidar com uma ampla variedade de evidências. A observação participante que ocorre no estudo de caso permite a ocorrência informal da manipulação do comportamento, direta, precisa e sistematicamente.

Segundo Gil (1989) no estudo de caso a técnica de coleta mais importante é a observação participante. O foco de exame não é a organização como um todo, e sim uma parte dela. Diz ainda que o estudo de caso é caracterizado pelo estudo profundo e exaustivo de um ou de poucos objetos, de maneira a permitir conhecimento amplo e detalhado do mesmo. O estudo de caso se fundamenta na idéia de que a análise de uma unidade de determinado universo possibilita a compreensão da generalidade do mesmo ou, pelo menos, o estabelecimento de bases para uma investigação posterior, mais sistemática e precisa.

O estudo de caso é limitado pela sua dificuldade de generalização, que pode ser contornada estudando-se casos adequadamente selecionados, dentro do contexto da pesquisa. Esta ação pode permitir que as conclusões do estudo de caso apresentem um alto valor, e que possam ser generalizadas para todo o universo, com um razoável grau de confiança (Gil, 1989).

O estudo de caso desta dissertação foi realizado numa empresa do interior do estado do RS, o produto do estudo de caso é fabricado por injeção de plástico e é utilizado na criação de suínos.

Para atingir o objetivo da pesquisa que contempla propor um método de otimização experimental de parâmetros de produto e processo visando a qualidade e a durabilidade do produto utilizando variáveis de degradação para estimar a vida útil e definir o prazo de garantia, utilizou-se um método de trabalho conforme descrito a seguir.

A empresa enfrentava problemas de reposição de peças de um determinado produto durante o prazo de garantia. Percebendo uma possibilidade de melhoria e a necessidade da solução deste

problema a empresa foi levada a procurar tecnologias ainda não utilizadas por ela para poder manter esse produto no mercado.

Realizou-se uma visita na empresa para conhecer a situação relacionada com o problema, como tipo de produto, processo de fabricação, composição e utilização no cliente.

Este contato permitiu conhecer o problema para então propor um método para sua solução. O produto, que vinha tendo devoluções durante o período de garantia precisava ser melhorado. Para realizar a melhoria do produto, realizou-se um levantamento bibliográfico de métodos de otimização de produtos e processos. Através do conhecimento destes métodos e da situação do problema da empresa pode-se propor um método de otimização que se adequasse ao problema de reposição do produto no período de garantia enfrentado pela empresa.

Para caracterizar o problema – etapa 1 do método proposto – foram realizadas reuniões com os técnicos da empresa, que permitiram levantar informações sobre o produto, como posição no mercado e características técnicas do produto e de seus similares do mercado.

Juntamente com os técnicos da empresa envolvidos com o produto realizou-se o planejamento e a execução dos experimentos – etapa 2 do método proposto.

Com os dados coletados da realização dos experimentos e com as medições das variáveis de resposta para cada amostra ensaiada realizou-se a modelagem individual das variáveis de resposta – etapa 3 do método proposto. Na seqüência da modelagem, realizou-se a otimização multivariada das variáveis de resposta para definir qual amostra, ou seja, qual o conjunto de fatores controláveis (parâmetro do produto e do processo) que atinge as múltiplas variáveis de resposta demandadas pelos clientes – etapa 4 do método proposto.

Neste momento retornou-se para a empresa os resultados obtidos nas etapas 1, 2, 3 e 4, que fornecem a informação de qual o ajuste dos parâmetro do produto e do processo produz um produto otimizado.

Com a otimização do produto realizada desejava-se modelar sua vida útil, para fazer sua previsão em condições normais de uso e então definir o prazo de garantia do produto. Para tanto juntamente com os técnicos da empresa realizaram-se experimentos para estimativa da vida útil do produto. Os dados foram analisados de acordo com as técnicas definidas no método, possibilitando dessa forma definir o prazo de garantia do produto, uma vez modelada a vida útil, concluindo com isso a etapa 5 do método proposto.

## 1.4 Estrutura

A presente dissertação é composta de 5 capítulos, estruturados da seguinte forma:

Capítulo 1 – Introdução: é apresentado o tema discutido, os objetivos a serem alcançados, os métodos para alcançá-los e as limitações do trabalho. Este capítulo visa contextualizar os conceitos tratados neste trabalho.

Capítulo 2 - Revisão Bibliográfica: é apresentada a revisão bibliográfica com o intuito de embasar o trabalho e uniformizar os conhecimentos primordiais. São abordados neste capítulo conceitos importantes que visam enriquecer a contextualização e colaborar com a interpretação dos capítulos subseqüentes. Foi realizada uma revisão bibliográfica dos conceitos básicos de Projetos de Experimentos, Confiabilidade, Modelos de Degradação, Testes Acelerados, Avaliação Sensorial e Otimização Multivariada. Através da revisão, procura-se apresentar, de forma clara, o conhecimento consolidado e as pesquisas realizadas até o momento referente aos conceitos tratados.

Capítulo 3 - Método de Otimização: é proposto um método de otimização de parâmetros de produto e processo para a qualidade demandada do produto, modelagem da vida útil e determinação do prazo de garantia. O método é baseado tanto na literatura quanto nos conhecimentos adquiridos ao longo do estudo de caso.

Capítulo 4 - Estudo de Caso: é apresentado o estudo de caso realizado numa empresa que produz equipamentos para criação de suínos, situada do interior do RS, onde foi aplicado o método proposto. O produto é fabricado pelo processo de injeção de plástico, e seu uso na criação de suínos é na “maternidade” local onde a fêmea amamenta os filhotes. A escolha deste produto para realização do estudo de caso deve-se ao fato de que a empresa percebeu nele possibilidades de melhoria, de acordo com os dados de campo, advindos da assistência técnica.

Capítulo 5 – Conclusão: são apresentadas as conclusões obtidas com o desenvolvimento do trabalho. São levantadas proposições para possíveis extensões do trabalho.

## 1.5 Limitações

Este trabalho pretende apresentar um método quantitativo e flexível, que possa ser aplicado à otimização de parâmetros de produto e processo de processos produtivos intermitentes. É importante ressaltar que para casos particulares pode ser necessária a incorporação de outras etapas ou técnicas para a aplicação do método.

Outra limitação do trabalho é que ele não se propõe a identificar em quais produtos da empresa ou em quais processos produtivos deve-se aplicar o método de otimização. O método proposto parte do princípio que o produto e o processo já estejam previamente escolhidos em função de demanda dos clientes e dos índices de capacidade dos processos.

A análise dos custos e a composição do preço de venda do produto não serão o escopo deste trabalho, mas o estudo contempla o custo do produto como uma variável de resposta a ser considerada na otimização.

O estudo de otimização não contempla variáveis de resposta associadas a manutenção e segurança do produto.

## CAPÍTULO 2

### 2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

#### 2.1 Projeto e Análise de Experimentos

Experimentos são utilizados em todos os campos do saber para descobrir informações a respeito de processos, produtos ou sistemas. O uso de Projeto de experimentos nas áreas de desenvolvimento e melhoria de produtos e processos pode gerar como resultado produtos e processos com maior confiabilidade, maior durabilidade e menor custo, dentre outras vantagens (Montgomery, 1997).

Um experimento planejado é um conjunto de testes ou ensaio onde as variáveis de entrada do experimento são modificadas deliberadamente, mas com metodologia estatística, para que se possa observar as causas das mudanças nas respostas do experimento. O objetivo é, através de uma análise estatística, obter conclusões significativas e confiáveis sobre o produto, processo ou sistema que esteja sendo estudado (Werkema & Aguiar, 1996b).

A execução de um projeto de experimentos objetiva (Werkema & Aguiar, 1996c): (i) determinar as causas que mais influenciam o efeito de interesse do produto ou do processo; (ii) determinar a melhor faixa para os parâmetros de processo que são controlados no experimento, onde se obtenha o melhor desempenho para um conjunto de variáveis de resposta de interesse; e (iii) determinar a faixa de ajuste dos parâmetros de processo que minimiza a ação dos fatores de ruído sobre as variáveis de resposta.

A seguir são apresentados alguns conceitos básicos em planejamento de experimentos, definidos por Montgomery (1997), Coleman & Montgomery (1993) e Werkema & Aguiar (1996b).

**Característica de qualidade (CQ)** são aquelas características do produto que o cliente percebe como importantes.

A **variável de resposta (VR)** é o resultado de um sistema de medição, registrado após a realização do ensaio (ou tratamento), que traduz a CQ demandada pelo cliente.

Os **parâmetros do processo** são as variáveis da linha de produção e/ou da composição do produto que podem ser alteradas e que talvez tenham efeito sobre as VRs.

Os **fatores controláveis (FCs)** são um subconjunto dos parâmetros do processo eleitos como objetos do estudo; são fatores que podem ter influência sobre as VRs estudadas, e por isso são alterados propositalmente durante o experimento.

Os **fatores constantes** são parâmetros do processo cujos efeitos não são do interesse do experimentador no estudo, sendo, por isso, mantidos constantes no experimento.

Os **fatores de ruído** são fatores não-controláveis no experimento. Não são, no geral, de interesse prioritário do experimentador, mas podem interferir nos resultados das VRs. Eles diferem dos fatores mantidos constantes por não poderem ser deliberadamente regulados num nível constante em todos os tratamentos experimentais.

Um **tratamento (ou ensaio)** é cada combinação dos FCs realizadas no decorrer do experimento.

A **repetição** implica na realização do ensaio sob as mesmas condições experimentais repetidamente. Tal procedimento permite obter uma estimativa da variabilidade da VR, devida ao erro experimental. Pela escolha adequada do número de repetições, é possível detectar, com a precisão desejada, efeitos produzidos pelas diferentes condições experimentais, que seja considerada significativa do ponto de vista estatístico.

**Aleatorizar** significa realizar os ensaios ao acaso, no que se refere à definição da sua ordem de realização. A aleatorização permite que os efeitos dos fatores de ruído que afetam a VR e estão presentes na realização do experimento, sejam distribuídos, evitando, assim, possíveis confundimentos na avaliação dos efeitos dos FCs com os fatores de ruído.

A **formação de blocos** é o controle e a avaliação da variabilidade resultante da presença de fatores perturbadores conhecidos. O ideal é que os fatores perturbadores sejam mantidos constantes. Quando isso não for possível, esses fatores devem ser divididos em grupos homogêneos (blocos) tomando o cuidado de evitar o confundimento dos efeitos dos FCs com esses fatores perturbadores.

Diz-se que existe **interação entre FC** se o efeito (diferença) observado na VR, quando se altera os níveis de um fator, depende do nível de um outro fator.

### **2.1.1 Roteiro para realização de projetos de experimentos**

Para que os experimentos sejam executados adequadamente, é importante sistematizar passos para a sua realização. Para planejar adequadamente experimentos com enfoque estatístico, Montgomery (1997) e Werkema & Aguiar (1996b) sugerem um roteiro composto das etapas de: (i) identificação dos objetivos do experimento; (ii) seleção da variável de resposta; (iii) escolha dos fatores controláveis e seus níveis; (iv) planejamento do procedimento experimental; (v) realização do experimento; (vi) análise de dados e interpretação dos resultados. Coleman & Montgomery (1993) reforçam a importância de um planejamento adequado dos experimentos para, assim, garantir seu sucesso.

A seguir, os passos do roteiro para a realização de Projetos de experimentos listados acima são apresentados resumidamente, seguindo as diretrizes em Montgomery (1997), Werkema & Aguiar (1996b) e Coleman & Montgomery (1993).

#### **2.1.1.1 Identificação dos objetivos do experimento**

Os objetivos do experimento devem ser imparciais, específicos e mensuráveis, e práticos quanto aos seus resultados. Para tanto, devem ser eleitos reunindo opiniões de todas as partes envolvidas com o objeto do experimento, tais como técnicos de projeto, de processo, profissionais de *marketing*, de vendas, de assistência técnica, profissionais da qualidade e profissionais da produção. Para Caten (1995), também é importante que esteja claro para a equipe quais são os objetivos do trabalho, de forma que não se tenha dúvida quando estes forem alcançados. A equipe de trabalho deve dirigir seus esforços em identificar e definir as características de qualidade (CQs) de interesse do mercado, podendo, para tanto, se valer de pesquisa de mercado.

Para fundamentar os objetivos do experimento, pode-se coletar informações sobre experimentos prévios, dados de observações de rotina e opiniões de especialistas. A busca da fundamentação para o experimento reduz os riscos do empirismo ingênuo e da duplicação de esforços.

#### **2.1.1.2 Seleção da variável de resposta**

As variáveis de resposta (VRs) devem representar e quantificar as CQs definidas anteriormente. É preferível que a VR selecionada seja contínua, isto é, que reflita a continuidade de uma propriedade física de interesse. Sua unidade de medida deve ser apropriada, podendo ser absoluta ou relativa. À VR deve-se associar um valor alvo ou condições desejáveis. Deve-se definir se a VR é do tipo nominal-é-melhor, maior-é-melhor ou menor-é-melhor, bem como seus alvos e especificações. É preferível que as observações da VR sejam obtidas através de ensaios não destrutivos, para que se possam repetir as medições, quantificando os erros de medição. Para que possa ser adequadamente discriminada, a VR não deve ser definida próxima a seus limites naturais (Montgomery, 1997).

Para Faccioni (2000), também se pode utilizar como VR a queda do desempenho ou um indicativo da degradação do produto, visando identificar a robustez e estabilidade do produto ao longo do tempo, ou seja, sua confiabilidade. As variáveis de degradação podem ser variáveis mensuráveis (objetivamente mensuráveis) e variáveis sensoriais, que são avaliadas subjetivamente, através dos sentidos humanos.

#### **2.1.1.3 Escolha dos fatores e seus níveis**

Por fatores, consideram-se os fatores controláveis (FCs), os fatores constantes e os fatores de ruído. A relação entre os fatores presentes em um experimento e a forma como eles afetam as VRs pode ser ilustrada pelo diagrama de Venn da Figura 2.1. Esse diagrama pode auxiliar na seleção e priorização dos candidatos a fatores (controláveis, constantes e de ruído) em um experimento.

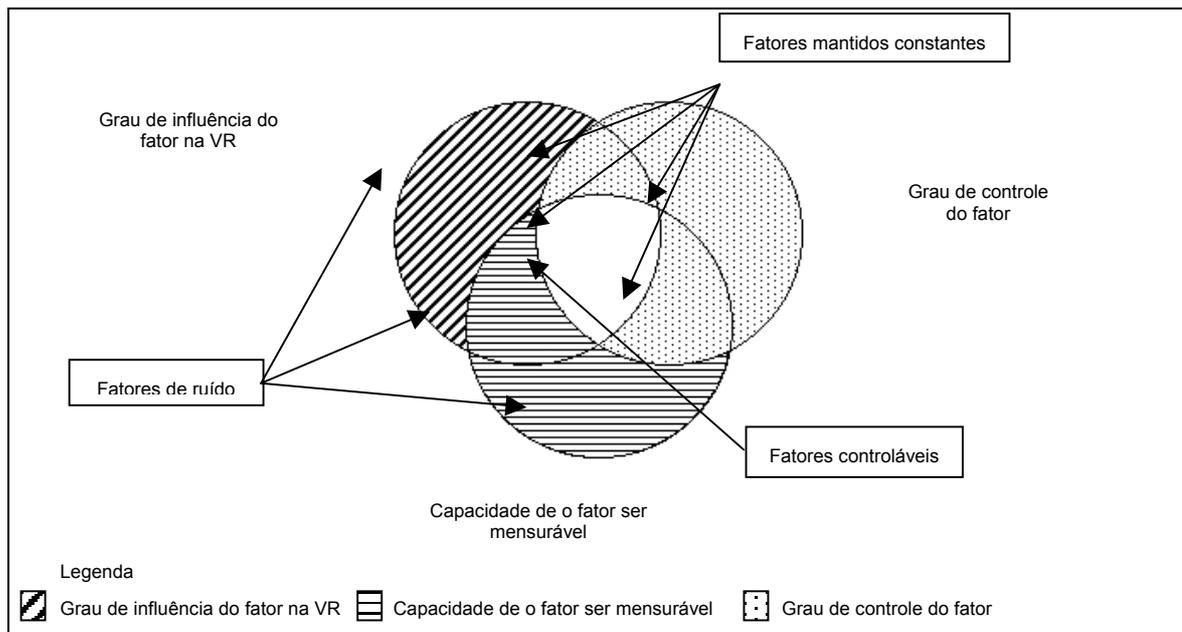


Figura 2.1 Diagrama de Venn – Categorias de fatores que influenciam as variáveis de resposta

Fonte: Coleman & Montgomery (1993).

O diagrama ilustra as diferentes categorias de fatores que afetam as VRs, baseado em três categorias-chave. Tais categorias são o grau de influência do fator na VR, o grau de controle do fator e sua capacidade de ser mensurável. Os FCs pertencem ao grupo de fatores que são mensuráveis, controláveis e têm forte influência na VR. Os fatores mantidos constantes podem ser mensuráveis, tem uma certa influência na VR e podem ser controláveis. Os fatores de ruído influenciam a VR e são mensuráveis, mas não podem ser controlados. A equipe técnica que seleciona os fatores do experimento pode se valer desse diagrama para auxiliar na definição da categoria a que os fatores pertencem.

Outra forma de escolher os parâmetros a serem investigados num experimento é verificando sua influência sobre as VRs. Essa verificação pode ser feita cruzando as VRs e os parâmetros do processo. O cruzamento entre VR e parâmetros de processo pode ser realizado utilizando a matriz do QFD – *Quality Function Deployment*. O detalhamento do esquema operacional do QFD pode ser encontrado em Mury & Fogliatto (2002). No capítulo 3 (item 3.2.2) também é apresentada uma explicação sumarizada da utilização do QFD no contexto do planejamento de experimentos.

Além de definir os FCs, também se define sua faixa de variação e em que níveis destes fatores o experimento se realizará. Como os níveis serão mantidos na execução do experimento, a determinação do método de medição dos níveis dos fatores, a escala de medida a ser utilizada e a possibilidade de existência de interação entre eles deve ser investigada. O número de níveis dos FCs dependerá se o FC tem efeito linear ou não sobre a VR.

#### **2.1.1.4 Planejamento do projeto experimental**

O projeto experimental escolhido deve reduzir o efeito dos fatores não controláveis (Werkema & Aguiar, 1996b). No planejamento experimental, também deve ser considerado o limite do número de ensaios, o custo das alterações dos FCs e as considerações logísticas, relacionadas a restrições específicas de cada caso, que podem ser financeiras ou técnicas. O projeto experimental pode ser escolhido dentre aqueles citados no item 2.1.2 deste trabalho.

#### **2.1.1.5 Realização do experimento**

O experimento deve ser executado conforme seu planejamento. Para tanto, é necessário monitorar sua realização, com registros de dados auxiliares e eventuais modificações que necessitem ser feitas no planejamento inicial.

#### **2.1.1.6 Análise dos dados e interpretação dos resultados**

Na análise de dados, empregam-se métodos estatísticos apropriados para o experimento, como, por exemplo, a análise de regressão e a análise de variância (ANOVA). A interpretação dos resultados conduz às conclusões práticas da análise dos dados, com vistas a recomendar uma tomada de ação em relação ao problema inicial.

### **2.1.2 Tipos de projetos de experimentos**

A escolha adequada do tipo de projeto de experimento a ser utilizado em cada situação permite obter economia no número de rodadas experimentais, além de calcular com a precisão adequada as estimativas dos efeitos de interesse e da variabilidade do erro experimental. O planejamento de um experimento deve ser elaborado de forma a atender aos objetivos e restrições físicas e econômicas de cada experimento.

Para Juran (1998) *apud* Werkema & Aguiar (1996b) os projetos experimentais podem ser classificados: pelo número de fatores a serem estudados, pela estrutura utilizada (blocos, fatoriais, hierárquicos ou aninhados, ou para superfícies de resposta) e pelo tipo de informação que ele fornece (estimativa dos efeitos, da variância ou mapeamento empírico da VR). Na Tabela 2.1 são apresentados sumariamente alguns projetos de experimentos de utilização mais freqüente. Um maior detalhamento desses projetos podem ser encontrados em Montgomery (1997) e Werkema & Aguiar (1996b).

Tabela 2.1 Classificação dos projetos experimentais.

<b>Completamente Aleatorizado com um único fator</b>	Tipo de Aplicação	Quando somente um fator experimental está sendo usado
	Estrutura	O efeito do fator é estudado por meio da alocação ao acaso das unidades experimentais aos níveis do fator. A ordem dos ensaios é realizada de modo aleatório. Os blocos estão ausentes.
	Informações fornecidas	- estimativas e comparações das médias dos tratamentos ou efeito do fator; - estimativa da variância do erro.
	Modelo	$y_{ij} = \mu + \tau_i + \varepsilon_{ij}$ , para $i = 1, 2, \dots, a$ e $j = 1, 2, \dots, n$ , onde $y_{ij}$ é a $ij$ -ésima observação, $\mu$ é a média geral, $\tau_i$ é o efeito do $i$ -ésimo tratamento, e $\varepsilon_{ij}$ é o erro aleatório.
<b>Blocos aleatorizados</b>	Tipo de Aplicação	Quando o efeito de um fator está sendo estudado e é necessário controlar a variabilidade provocada por fatores perturbadores conhecidos. Estes fatores perturbadores (material experimental, tempo, pessoas, etc.) são divididos em blocos ou grupos homogêneos.
	Estrutura	São tomadas observações correspondentes a todos os tratamentos (níveis do fator) em cada bloco. Usualmente são formados blocos em relação a um único fator perturbador.
	Informações fornecidas	- estimativas e comparações dos efeitos dos tratamentos livres dos efeitos do bloco; - estimativa dos efeitos do bloco; - estimativa da variância do erro.
	Modelo	$y_{ij} = \mu + \tau_i + \beta_j + \varepsilon_{ij}$ , para $i = 1, 2, \dots, a$ e $j = 1, 2, \dots, b$ , onde $\mu$ é a média geral, $\tau_i$ é o efeito do $i$ -ésimo tratamento, $\beta_j$ é o efeito do $j$ -ésimo bloco e $\varepsilon_{ij}$ é o erro aleatório.
<b>Blocos incompletos balanceados</b>	Tipo de Aplicação	Quando todos os tratamentos não podem ser acomodados em um bloco.
	Estrutura	Os tratamentos testados em cada bloco são selecionados de forma balanceada: dois tratamentos quaisquer aparecem juntos em um mesmo bloco o mesmo número de vezes que qualquer outro par de tratamentos.
	Informações fornecidas	Idêntico ao projeto em blocos aleatorizados. Os efeitos de todos os tratamentos são estimados com igual precisão.
	Modelo	$y_{ij} = \mu + \tau_i + \beta_j + \varepsilon_{ij}$ , onde $y_{ij}$ é a $i$ -ésima observação do $j$ -ésimo bloco, $\mu$ é a média geral, $\tau_i$ é o efeito do $i$ -ésimo tratamento, $\beta_j$ é o efeito do $j$ -ésimo bloco e $\varepsilon_{ij}$ é o erro aleatório.
<b>Blocos incompletos parcialmente balanceados</b>	Tipo de Aplicação	Quando um projeto de blocos incompletos balanceados necessita de um número de blocos excessivamente grande.
	Estrutura	Alguns pares de tratamentos aparecem juntos $\lambda_1$ vezes, outros pares aparecem juntos $\lambda_2$ vezes, ..., e os pares restantes aparecem juntos $\lambda_n$ vezes.
	Informações fornecidas	Idêntico ao projeto de blocos aleatorizados, mas os efeitos dos tratamentos são estimados com diferentes precisões.
	Modelo	$y_{ij} = \mu + \tau_i + \beta_j + \varepsilon_{ij}$ , onde $\mu$ é a média geral, $\tau_i$ é o efeito do $i$ -ésimo tratamento, $\beta_j$ é o efeito do $j$ -ésimo bloco e $\varepsilon_{ij}$ é o erro aleatório.

Tabela 2.1 Classificação dos projetos experimentais (cont.).

<b>Fatorial</b>	Tipo de Aplicação	Quando vários fatores devem ser estudados em dois ou mais níveis e suas interações podem ser importantes.
	Estrutura	Em cada repetição completa do experimento todas as combinações possíveis dos níveis dos fatores são estudadas. A alocação das unidades experimentais aos tratamentos e a ordem de realização dos ensaios são feitas de modo aleatório. Os blocos estão ausentes.
	Informações fornecidas	- estimativas e comparações dos efeitos dos fatores principais; - estimativas dos possíveis efeitos de interações; - estimativa da variância do erro.
	Modelo	$y_{ijk} = \mu + \tau_i + \beta_j + \gamma_k + (\tau\beta)_{ij} + (\tau\gamma)_{ik} + (\beta\gamma)_{jk} + (\tau\beta\gamma)_{ijk} + \varepsilon_{ijkl}$ , para $i = 1, 2, \dots, a; j = 1, 2, \dots, b; k = 1, 2, \dots, c$ e $l = 1, 2, \dots, n$ ; onde $\mu$ é o efeito da média geral, $\tau_i$ é o efeito do $i$ -ésimo nível do fator A, $\beta_j$ é o efeito do $j$ -ésimo nível do fator B, $\gamma_k$ é o efeito do $k$ -ésimo nível do fator C, $(\tau\beta)_{ij}$ é o efeito da interação entre os fatores A e B, ..., e $\varepsilon_{ij}$ é o erro aleatório.
<b>Fatorial <math>2^k</math> em blocos</b>	Tipo de Aplicação	Quando o número de ensaios necessários para o planejamento com $k$ fatores em 2 níveis é muito grande para que sejam realizados sob condições homogêneas (blocos). Nesse caso o experimento é dividido em subconjuntos homogêneos. Os blocos surgem geralmente como consequência de restrições de tempo, homogeneidade de materiais, etc.
	Estrutura	O conjunto completo de tratamentos é dividido em subconjuntos de modo que as interações de ordem mais alta são confundidas com os blocos. São tomadas observações em todos os blocos.
	Informações fornecidas	- fornece as mesmas estimativas do projeto fatorial, exceto algumas interações de ordem mais alta que não podem ser estimadas porque estão confundidas com os blocos.
	Modelo	É o mesmo utilizado no projeto de experimento tipo fatorial.
<b>Fatorial <math>2^k</math> fracionado</b>	Tipo de Aplicação	Quando existem muitos fatores ( $k$ muito grande) e não é possível coletar observações em todos os tratamentos
	Estrutura	Vários fatores são estudados em dois níveis, mas somente um subconjunto do fatorial completo é executado. A formação de blocos algumas vezes é possível.
	Informações fornecidas	- estimativas e comparações dos efeitos de vários fatores; - estimativa de certos efeitos de interação (alguns efeitos podem não ser estimáveis); - certos projetos fatoriais fracionados (quando $k$ é pequeno) não fornecem informações suficientes para estimar variância.
	Modelo	É o mesmo utilizado no fatorial.
<b>Quadrados de Youden</b>	Tipo de Aplicação	Similares aos quadrados latinos, mas os números de linhas, colunas e tratamentos não precisam ser iguais.
	Estrutura	Cada tratamento ocorre uma vez em cada linha. O número de tratamentos deve ser igual ao número de colunas. Os blocos são formados em relação a duas variáveis perturbadoras.
	Informações fornecidas	Idêntico ao projeto de quadrados latinos.
	Modelo	$y_{ijh} = \mu + \alpha_i + \tau_j + \beta_h + \varepsilon_{ijh}$ , para $i, j$ e $h = 1, 2, \dots, p$ ; onde $\mu$ é a média geral, $\alpha_i$ é o $i$ -ésimo efeito do bloco, $\tau_j$ é o $j$ -ésimo efeito do tratamento, $\beta_h$ é o $h$ -ésimo efeito de posição e $\varepsilon_{ij}$ é o erro aleatório.

Tabela 2.1 Classificação dos projetos experimentais (cont.).

Quadrados latinos	Tipo de Aplicação	Quando um fator de interesse está sendo estudado e os resultados podem ser afetados por duas outras variáveis experimentais ou por duas fontes perturbadoras (variáveis de blocos). É suposta a ausência de interações entre estas variáveis.
	Estrutura	Os tratamentos são distribuídos em correspondência às colunas e linhas de um quadrado. Cada tratamento aparece uma vez em cada linha e uma vez em cada coluna. O número de níveis deve ser igual ao número de linhas e colunas do quadrado. Os blocos são formados em relação a duas variáveis perturbadoras, as quais correspondem às colunas e linhas do quadrado.
	Informações fornecidas	- estimativas e comparações dos efeitos dos tratamentos livres dos efeitos das duas variáveis de bloco; - estimativas e comparações dos efeitos das duas variáveis de bloco; - estimativa da variância do erro.
	Modelo	$y_{ijk} = \mu + \alpha_i + \tau_j + \beta_k + \varepsilon_{ij(k)}$ , para $i, j$ e $k = 1, 2, \dots, p$ ; onde $y_{ij}$ é a observação correspondente a $i$ -ésima linha, a $j$ -ésima coluna, do $k$ -ésimo tratamento, $\mu$ é a média geral, $\alpha_i$ é o $i$ -ésimo efeito da linha, $\tau_j$ é o $j$ -ésimo efeito do tratamento, $\beta_k$ é o $k$ -ésimo efeito da coluna e $\varepsilon_{ijk}$ é o erro aleatório.
Hierárquico ou Aninhado	Tipo de Aplicação	Experimentos com vários fatores onde os níveis de um fator (B) são similares, mas não idênticos para diferentes níveis de outro fator (A). Ou seja, o $j$ -ésimo nível de B quando A está no nível 1 é diferente do $j$ -ésimo nível de B quando A está no nível e assim por diante.
	Estrutura	Os níveis do fator B estão “aninhados” sob os níveis do fator A.
	Informações fornecidas	- estimativas e comparações dos efeitos dos fatores principais e das interações, exceto a interação do fator aninhado. - estimativa da variância do erro.
	Modelo	$y_{ijk} = \mu + \tau_i + \beta_{j(i)} + \varepsilon_{(ij)k}$ , para $i = 1, 2, \dots, a$ ; $j = 1, 2, \dots, b$ e $k = 1, 2, \dots, n$ ;
Superfícies de Resposta	Tipo de Aplicação	O objetivo consiste em fornecer mapas empíricos ou gráficos de contorno. Estes mapas ilustram a forma pela qual os fatores, que podem ser controlados pelo pesquisador, influenciam a variável de resposta.
	Estrutura	Os níveis dos fatores são vistos como pontos no espaço de fatores (muitas vezes multidimensional) no qual a resposta será registrada.
	Informações fornecidas	Mapas que ilustram a natureza e a forma da superfície.
	Modelo	É um polinômio de primeira ou segunda ordem, conforme a relação entre as variáveis em estudo.

Adaptação de Juran (1988) *apud* Werkema & Aguiar (1996b).

Na seqüência, apresenta-se o detalhamento dos projetos fatoriais, cujos conceitos são utilizados no decorrer deste trabalho.

De acordo com Montgomery (1997), os projetos fatoriais são os mais econômicos para estudar efeitos produzidos por dois ou mais fatores. Neles se investigam todas as possíveis combinações para os níveis de um fator simultaneamente. Isso possibilita verificar o efeito

principal do fator, ou seja, a mudança registrada na resposta quando o nível do fator é modificado, e o efeito de interação entre fatores sobre a VR.

A análise estatística dos projetos fatoriais com dois fatores e efeitos fixos é feita através da Análise de Variância (ANOVA) para dois fatores. A Tabela 2.2 mostra dados típicos de experimentos fatoriais com dois fatores.

Tabela 2.2 Dados típicos de um experimento fatorial com dois fatores

		Fator B			
		1	2	.....	b
Fator A	1	$Y_{111}, Y_{112}, \dots, Y_{11n}$	$Y_{121}, Y_{122}, \dots, Y_{12n}$	.....	$Y_{1b1}, Y_{1b2}, \dots, Y_{1bn}$
	2	$Y_{211}, Y_{212}, \dots, Y_{21n}$	$Y_{221}, Y_{222}, \dots, Y_{22n}$	.....	$Y_{2b1}, Y_{2b2}, \dots, Y_{2bn}$
	⋮	.....	.....	.....	.....
	a	$Y_{a11}, Y_{a12}, \dots, Y_{a1n}$	$Y_{a21}, Y_{a22}, \dots, Y_{a2n}$	.....	$Y_{ab1}, Y_{ab2}, \dots, Y_{abn}$

Adaptação de Werkema & Aguiar (1996b).

Os dois fatores são representados por  $A$  e  $B$ , os níveis dos fatores por  $a$  e  $b$ ,  $n$  são as repetições do experimento. O modelo estatístico utilizado neste caso é dado pela equação (2.1):

$$y_{ijk} = \mu + \tau_i + \beta_j + (\tau\beta)_{ij} + \varepsilon_{ij} \quad \text{equação (2.1)}$$

Para  $i = 1, 2, \dots, a$ ;  $j = 1, 2, \dots, b$ ; e  $k = 1, 2, \dots, n$ .

Onde:  $y_{ijk}$  - valor da variável de resposta para cada tratamento;

$\mu$  - média geral de todos os tratamentos;

$\tau_i$  - efeito do  $i$ -ésimo nível do fator  $A$ ;

$\beta_j$  - efeito do  $j$ -ésimo nível do fator  $B$ ;

$(\tau\beta)_{ij}$  - efeito da interação entre os fatores  $A$  e  $B$ ;

$\varepsilon_{ij}$  - erro aleatório associado a  $y_{ijk}$ .

O objetivo da ANOVA é testar se o efeito do fator  $A$ , fator  $B$ , ou interação entre os fatores  $A$  e  $B$ , são significativos.

Para analisar dados oriundos de projetos fatoriais com mais de dois fatores, utiliza-se a análise de variância para  $k$  fatores, com o modelo estatístico da equação (2.2):

$$y_{ijkl} = \mu + \tau_i + \beta_j + \gamma_k + (\tau\beta)_{ij} + (\tau\gamma)_{ik} + (\beta\gamma)_{jk} + (\tau\beta\gamma)_{ijk} + \dots + \varepsilon_{ijkl} \quad \text{equação (2.2)}$$

Para  $i = 1, 2, \dots, a$ ;  $j = 1, 2, \dots, b$ ;  $k = 1, 2, \dots, c$ ; e  $l = 1, 2, \dots, n$ .

Onde:  $\gamma_k$  - efeito do  $k$ -ésimo nível do fator  $C$ ;

$(\tau\gamma)_{ik}$  - efeito da interação entre os fatores  $A$  e  $C$ ;

$(\beta\gamma)_{jk}$  - efeito da interação entre os fatores  $B$  e  $C$ ;

$(\tau\beta\gamma)_{ijk}$  - efeito da interação entre os fatores  $A$ ,  $B$  e  $C$ ;

$\varepsilon_{ijkl}$  - erro aleatório associado a  $y_{ijkl}$ .

Novamente, o objetivo é verificar se são significativos os efeitos de cada fator independentemente, bem como de suas interações com os demais fatores.

Nos projetos fatoriais  $2^k$  estudam-se  $k$  fatores a dois níveis (nível alto e nível baixo). Esses níveis podem ser quantitativos ou qualitativos. Os projetos fatoriais  $2^k$  são utilizados principalmente nos estágios iniciais de uma pesquisa, quando se faz necessário investigar muitos fatores. Esse tipo de projeto possibilita a realização de um número pequeno de rodadas para o estudo dos fatores e suas interações. Como cada fator só é estudado a dois níveis, a utilização de projetos fatoriais  $2^k$  pressupõe que a variável de resposta apresentará um comportamento aproximadamente linear na região de investigação.

Algumas vezes pode-se realizar um experimento fatorial  $2^k$  sem repetições, devido a restrições financeiras, técnicas ou de tempo. Quando não são realizadas repetições do experimento, não se tem disponível uma estimativa do erro experimental. Nesses casos, Montgomery (1997) sugere que se suponha que algumas interações de ordem superior não sejam significativas, e que se combinem seus quadrados médios para a estimativa do erro. O autor baseia sua sugestão no princípio de dispersão dos efeitos, isto é, a maioria dos sistemas são dominados por alguns dos efeitos principais e interações de baixa ordem; o efeito de interações de ordem superior costuma ser desprezível.

É importante ter clareza de que no uso dos projetos fatoriais  $2^k$  assume-se que os efeitos dos FCs têm comportamento linear. Sabe-se, no entanto, que a linearidade perfeita é desnecessária, pois um projeto  $2^k$  funcionará bem mesmo se a suposição de linearidade da VR se cumprir de maneira aproximada. Pode-se testar a hipótese de falta de linearidade da VR nos projetos fatoriais introduzindo um ponto central no projeto (Montgomery, 1997).

### **2.1.3 Análise de regressão**

A análise de regressão processa as informações contidas em um conjunto de dados de forma a gerar um modelo que represente o relacionamento existente entre as variáveis de entrada (explicativas) e as de saída (dependentes), de um processo ou produto.

Segundo Montgomery (1997) e Werkema & Aguiar (1996a), a análise de regressão pode ser utilizada para: (i) descrever um conjunto de dados ou um relacionamento entre variáveis de interesse; (ii) prever valores de variáveis de interesse; (iii) controlar os valores de variáveis de interesse; (iv) estimar parâmetros desconhecidos de equações que representem relacionamentos de variáveis de interesse. Montgomery (1997) acrescenta, ainda, que a análise de regressão pode ser utilizada para analisar dados que provenham de experimentos planejados ou não. Na seqüência, são apresentados alguns conceitos de análise de regressão relevantes para este trabalho, baseados em Werkema & Aguiar (1996a). Maiores detalhes sobre o tema podem ser encontrados em Montgomery (1997).

A **regressão linear simples** é uma técnica estatística que ajusta, a um conjunto de dados, uma equação que representa o relacionamento linear entre uma variável dependente ( $Y$ ) e uma variável explicativa ( $X$ ). O modelo de regressão linear simples é dado pela equação (2.3).

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \varepsilon \quad \text{equação (2.3)}$$

Onde:  $\beta_0$  e  $\beta_1$  - parâmetros da relação linear, desconhecidos, sendo o primeiro a intersecção e o segundo a inclinação da reta;

$\varepsilon$  - erro aleatório dado pela diferença entre o valor observado e o valor previsto pela equação da reta;

$Y$  - valor previsto pela reta  $\beta_0 + \beta_1 X$ ; é denominada variável dependente ou variável de resposta;

$X$  - usualmente denominada variável independente, explicativa, regressora ou preditora.

A **regressão linear múltipla** envolve mais de uma variável explicativa  $X$ , e seu modelo é dado pela equação (2.4).

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon \quad \text{equação (2.4)}$$

O adjetivo linear em análise de regressão linear múltipla é utilizado para indicar que o modelo é linear nos parâmetros  $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ , e não porque  $Y$  é função linear dos  $X$ 's. Existem, porém, vários modelos não lineares, alguns deles apresentados na Tabela 2.3, que podem ser linearizados. Através da comparação dos gráficos de dispersão obtidos das variáveis em estudo e de gráficos de modelos como os da Tabela 2.3, pode-se definir qual forma de modelo linear representa melhor os dados do estudo (Chatterjee & Price, 1991).

Função	Transformação	Forma Linear
$y = \alpha x^\beta$	$y' = \log y, x' = \log x$	$y' = \log \alpha + \beta x'$
$y = \alpha e^{\beta x}$	$y' = \ln y$	$y' = \ln \alpha + \beta x$
$y = \alpha + \beta \log x$	$x' = \log x$	$y = \alpha + \beta x'$
$y = \frac{x}{\alpha x - \beta}$	$y' = \frac{1}{y}, x' = \frac{1}{x}$	$y' = \alpha - \beta x'$
$y = \frac{e^{\alpha + \beta x}}{1 + e^{\alpha + \beta x}}$	$y' = \ln \frac{y}{1 - y}$	$y' = \alpha + \beta x$

Fonte: Chatterjee & Price (1991).

Pode-se explicitar a proporção da variância total na VR explicada pelo modelo de regressão através do **coeficiente de determinação**  $R^2$ , obtido pela equação (2.5).

$$R^2 = 1 - \frac{SQR}{SQT} \quad \text{equação (2.5)}$$

Onde:  $SQT = \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2$  - é a soma dos quadrados totais;

$SQR = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$  - é a soma dos quadrados devida aos resíduos;

$Y_i$  - é a  $i$ -ésima observação;

$\bar{Y}$  - é a média das  $i$  observações; e

$\hat{Y}_i$  - é a  $i$ -ésima observação prevista pelo modelo.

O coeficiente de determinação assumirá valores entre  $0 \leq R^2 \leq 1$ ; se  $R^2 = 1$ , todas as observações estarão sobre o hiperplano definido pelo modelo e, se  $R^2 = 0$ , não há nenhuma relação entre a variável de resposta e as variáveis explicativas. Contudo, um grande valor para  $R^2$  não implica, necessariamente, que o modelo ajustado seja adequado. É sempre possível aumentar o valor de  $R^2$  por meio da adição de novas variáveis explicativas ao modelo. No entanto, apesar do maior valor para  $R^2$ , nem sempre o novo modelo com mais variáveis explicativas será melhor que o modelo anterior, que não envolve estas variáveis. Tentando contornar este problema, é usual, para o modelo de regressão múltipla, utilizar o **coeficiente de determinação ajustado**  $R^2_{aj}$ , que leva em consideração o número de variáveis explicativas incluídas no modelo da equação (2.6):

$$R_{aj}^2 = 1 - \frac{SQR/(n-p)}{SQT(n-1)} = 1 - \frac{n-1}{n-p}(1-R^2) \quad \text{equação (2.6)}$$

Onde:  $n$  - é o número de observações; e  
 $p$  - é o número de variáveis regressoras mais um.

Se  $R^2$  e  $R_{aj}^2$  forem muito diferentes, pode-se afirmar que há um excesso de variáveis no modelo.

#### 2.1.4 Análise da validade do modelo

Para que um modelo obtido através de regressão linear seja considerado adequado, deve-se considerar que seus erros ou resíduos seguem uma distribuição normal, são distribuídos independentemente (aleatórios), tem média zero e uma variância constante (homogênea). A verificação da adequação de modelos lineares pode ser realizada através dos resíduos padronizados plotados em gráfico (para detalhes, ver Montgomery, 1997).

A suposição de normalidade dos resíduos pode ser verificada plotando-se os resíduos em um papel de probabilidade normal. A suposição de aleatoriedade dos resíduos pode ser verificada plotando-se um gráfico dos resíduos *versus* a variável independente ( $X$ ). A suposição de homogeneidade da variância pode ser verificada plotando-se um gráfico dos resíduos *versus* os valores ajustados pelo modelo.

#### 2.1.5 Intervalos de confiança

Além das estimativas da intersecção da reta com o eixo  $Y$  e da sua inclinação, também é possível obter intervalos de confiança para as estimativas destes parâmetros. Isto ocorre devido ao fato de que a análise de regressão modela uma relação entre as variáveis consideradas, que então pode ser utilizada para prever, por exemplo, valores de  $Y$ . Segundo Montgomery & Runger (1999), o tamanho deste intervalo de confiança é uma medida da qualidade global da linha de regressão. Para obter o intervalo de confiança, deve-se partir da suposição de que os termos de erro do modelo de regressão seguem a distribuição normal e são independentes (Montgomery & Runger, 1999).

Nesta dissertação, a previsão de interesse é para valores individuais de  $Y$  para um certo valor de  $X$ . De acordo com Montgomery & Runger (1999), um intervalo de  $100(1 - \alpha)\%$  da previsão de uma observação futura ou uma nova observação  $y_o$  para um valor  $x_o$  é dado pela equação (2.7):

$$\hat{y}_o - t_{\alpha/2, n-2} (S_{yp}^2) \leq y_o \leq \hat{y}_o + t_{\alpha/2, n-2} (S_{yp}^2) \quad \text{equação (2.7)}$$

Onde:  $\hat{y}_o$  - valor de  $y$  previsto pelo modelo, para o qual se deseja encontrar o intervalo de confiança;

$t_{\alpha/2, n-2}$  -valor tabelado da distribuição de *student* para uma probabilidade de erro de  $\alpha/2$  com  $n-2$  graus de liberdade;

$$(S_{yp}^2) = \hat{\sigma}^2 \left[ \frac{1}{k} + \frac{1}{n} + \frac{(x_o - \bar{x})^2}{S_{xx}} \right] - \text{variância da previsão de um valor individual;}$$

$\hat{\sigma}^2$  - estimativa da variância dos resíduos;

$k$  - número de valores para os quais se deseja obter a previsão de  $Y$ ;

$n$  - número de dados de  $X$ ;

$x_o$  - valor de  $X$  que se deseja obter a previsão de  $Y$ ;

$\bar{x}$  - média de  $X$ ; e

$S_{xx}$  - desvio padrão de  $X$ .

O cálculo do intervalo de confiança para valores de  $Y$  permite a construção de gráficos como o mostrado na Figura 2.2. Esse gráfico permite visualizar o comportamento do intervalo de confiança para os valores previstos pelo modelo. Pode-se também observar no gráfico que a variância dos valores preditos irá depender não somente de  $\hat{\sigma}^2$ , mas também do valor de  $x_o$ . Isso acontece porque as previsões são mais precisas quando  $x_o \sim \bar{X}$  e menos precisas quando  $x_o$  aproxima-se dos extremos investigados.

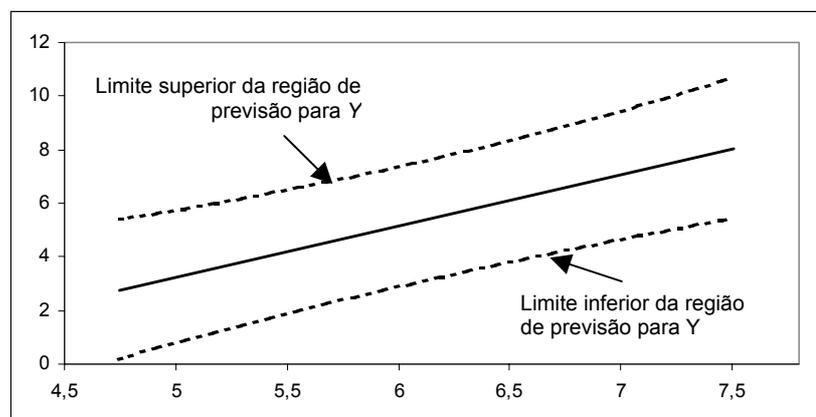


Figura 2.2 Gráfico exemplo para o intervalo de confiança

No trabalho de Oliveira & Colosimo (2001) encontra-se o uso do cálculo de intervalo de confiança para estimativa de vida útil de um produto coletando dados advindos de testes de degradação.

## 2.2 Confiabilidade

Rápidos avanços na tecnologia, desenvolvimento de produtos altamente sofisticados, competição global intensa e aumento da expectativa dos consumidores têm colocado novas pressões nos fabricantes para produzir produtos de alta qualidade. Para que consigam permanecer em seu mercado, sistemas, veículos, máquinas e produtos devem ser capazes de desempenhar suas funções em condições normais de operação, por um período cada vez maior de tempo (Meeker & Hamada, 1995).

Baseado no conceito de confiabilidade é necessário ter claramente definidas as funções para as quais o produto foi projetado, o que se entende por desempenho satisfatório (operar sem falhas), as condições normais de operação e o período de tempo durante o qual o produto deve funcionar bem. Essas especificações de confiabilidade fazem com que se chegue na definição da falha do produto: se o produto não atender a uma das especificações, ele terá falhado diferentemente do previsto em seu projeto (Freitas & Colosimo, 1997).

A confiabilidade investiga situações que envolvem o tempo até a ocorrência de algum evento de interesse. Esses eventos, normalmente indesejáveis, são chamados de falhas. Para alguns produtos a definição da falha é clara; por exemplo, no caso de ocorrência de falhas catastróficas ou falhas *hard* quando o equipamento pára de funcionar. Em outros produtos, a identificação clara da falha é difícil, pois o produto não pára de funcionar, mas apresenta um desempenho que deteriora com o tempo; estas falhas são chamadas falhas *soft* (Freitas & Colosimo, 1997 e Meeker *et al.* 1998).

A medida de confiabilidade mais utilizada é aquela que associa a confiabilidade a uma probabilidade de sucesso na operação. Além da probabilidade do sucesso da operação, pode-se medir confiabilidade pelo MTBF – *Mean Time Between Failures* – Tempo médio entre falhas – para produtos que falham e podem ser consertados; e pelo MTTF – *Mean Time To Failure* – Tempo médio até a falha – para produtos que não podem ser consertados, ou seja, a primeira falha inutiliza o produto (Freitas & Colosimo, 1997).

Com a finalidade de conhecer, assegurar e melhorar a confiabilidade no que diz respeito à durabilidade de produtos, são empregadas, dentre outras, técnicas como: Testes de Vida e de Degradação, e Testes de Vida e de Degradação Acelerados (Nelson, 1990; Elsayed 1996; Freitas & Colosimo, 1997).

Nos testes de vida, dados de tempos-até-falha são coletados e modelados através de distribuições estatísticas. A distribuição que melhor explicar o comportamento dos dados será utilizada para estimar percentis, frações de falha, taxas de falha, etc. Para Freitas & Colosimo (1997), **dados de tempos-até-falha** são dados de confiabilidade do produto, provenientes tanto de testes de campo quanto de testes de vida. Eles nos dizem quando o produto falhou. Comumente, essas falhas são catastróficas. Nos testes de vida, as unidades em teste são submetidas às condições de uso em campo, ou seja, as condições normais de operação, e se observa os tempos até a ocorrência de falhas. A análise dos tempos-até-falha se propõe a estimar, com base nos testes de campo e nos testes de vida, o tempo médio até a falha, a fração esperada de falhas no período de garantia, uma estimativa da vida útil, etc.

Para Yang & Yang (2000), características de desempenho são informações úteis na avaliação da confiabilidade de produtos, expressas em termos da garantia de sua qualidade dentro de um determinado período (prazo de garantia), uma vez que a confiabilidade pode ser avaliada pela degradação do desempenho de um produto. Portanto, a confiabilidade de alguns produtos pode ser avaliada utilizando medidas de degradação de desempenho, ou seja, **dados de degradação**. Examinando o processo de degradação das características de desempenho, tem-se um meio de traçar a evolução do mecanismo de degradação. Portanto, analisar as características de desempenho é um método efetivo para entender melhor os mecanismos de degradação de produtos e, com isso, estimar o tempo de vida útil do produto e definir seu prazo de garantia. Quando no produto existir uma característica que degrada com o passar do tempo, pode-se avaliar a sua confiabilidade coletando dados de degradação do produto (Tseng & Yu, 1997). A degradação conduz o produto à redução da resistência ou a modificação de um estado físico que cause a falha (Meeker *et al.* 2001). Para Meeker *et al.* (1998) e Nair (1988) *apud* Lu *et al.* (1997), dados de degradação podem, particularmente em aplicações onde pouca ou nenhuma falha é esperada (ou seja, quando é difícil o produto falhar, como no curto período de desenvolvimento de certos produtos), fornecer mais informações de confiabilidade do que seria fornecido pelos tradicionais testes de vida. Para Oliveira & Colosimo (2001), essas informações são suficientes para se estimar a distribuição do tempo-até-falha do produto, mesmo sem que nenhuma falha tenha sido observada durante o teste.

Oliveira & Colosimo (2001) recomendam que, quando empregados testes de degradação, a falha seja apropriadamente definida em função do processo de degradação, e que um modelo adequado seja bem ajustado aos dados. Os autores complementam observando que, mesmo quando as dificuldades na identificação das variáveis de degradação estreitamente

relacionadas à falha são superadas e um modelo adequado é selecionado, poderá ser necessário desenvolver sistemas de medição acurados que permitam aferir a degradação durante o teste.

Em alguns estudos a degradação de um produto no tempo é medida diretamente. Em outros casos, a degradação não pode ser observada diretamente, mas medidas da degradação do desempenho do produto estão disponíveis. Algumas vezes a degradação é medida continuamente; em outras aplicações, as medidas se tornam disponíveis apenas em inspeções discretas. Mesmo nessas situações de obtenção de dados de degradação, Meeker *et al.* (2001) afirmam que o uso de dados de degradação traz vantagens consideráveis. Embora erros de medidas possam induzir a perda de precisão em análise de dados de degradação, Lu *et al.* (1996) afirmam que eles ainda fornecem mais precisão que as tradicionais análises de dados de falha. Wu & Shao (1999) afirmam ainda que os testes de degradação são melhores que os testes de vida acelerados. Nelson (1990, Capítulo 11) discute métodos para análise de dados de degradação, particularmente dados de testes de degradação acelerada.

Na literatura encontram-se trabalhos de modelagem de dados de degradação para obter informações sobre confiabilidade do produto, dentre os quais pode-se citar Lu & Meeker (1993), Tseng *et al.* (1995), Lu *et al.* (1996 e 1997), Wu & Shao (1999), Wu & Tsai (2000), Yang & Yang (2000), Oliveira & Colosimo (2001), Chiao & Hamada (2001) e Meeker *et al.* (2001).

### **2.2.1 Testes acelerados**

Nos testes de vida de produtos de alta confiabilidade, freqüentemente ocorrem poucas falhas no decorrer do teste, fornecendo poucos dados para sua modelagem. Isto torna difícil a avaliação da confiabilidade do produto. Para permitir a avaliação da confiabilidade de produtos com ocorrência de poucas falhas, é necessário acelerar a ocorrência de falhas através do uso de testes acelerados (Meeker & Hahn, 1985; Elsayed, 1996 e Feigenbaum, 1994).

Os testes acelerados fornecem informações sobre a vida de produtos ou a degradação de seu desempenho no tempo. As informações dos testes acelerados a altos níveis de estresse são extrapoladas através de um modelo estatístico adequado aos dados, para obter estimativas de vida no nível normal de estresse (Meeker & Hahn, 1985; Meeker & Escobar, 1998).

Os dados provenientes de testes acelerados podem ser divididos em dois tipos: testes de vida acelerados e testes de desempenho (ou de degradação) acelerados (Elsayed, 1996; Nelson, 1990; Freitas & Colosimo, 1997).

**Testes de vida acelerados e testes de degradação acelerados** são largamente utilizados para avaliar a confiabilidade de materiais ou componentes. Nos testes de vida acelerados, são observados os tempos-até-falha das unidades em teste, onde a resposta de interesse é o tempo até a ocorrência da falha. Nos testes de degradação acelerados, em lugar de observar o tempo de vida do produto, observa-se a sua degradação no tempo (Park & Yum, 1999). Os dados de testes acelerados, apropriadamente modelados e analisados, fornecem informações sobre a vida do produto ou sobre o seu desempenho sob condições normais de uso. Assim, prever a confiabilidade e a garantia da qualidade em um determinado período (prazo de garantia) pode ser feito num curto período de tempo (Nelson, 1990; Elsayed, 1996 e O’Leary, 2000).

Os dados de testes de vida acelerados são utilizados para extrapolar a característica unitária para qualquer tempo  $t$  no futuro, nas condições normais de operação. Existem dois métodos para conduzir testes de vida acelerados. No primeiro método, acelera-se o teste usando o produto mais intensivamente do que o normal. Porém, tal compressão no tempo (tempo acelerado) pode não ser possível para um produto que está em constante uso, tal como um servidor (computador). Quando o tempo não pode ser comprimido, o teste é usualmente conduzido identificando-se o fator predominante de estresse atuando sobre o produto e aplicando um nível de estresse maior que o usual. Na maioria dos casos, um alto nível de estresse resultará em um menor tempo até a ocorrência da falha (Nelson, 1990; Elsayed, 1996).

Modelos para a degradação do desempenho podem ser ajustados baseados no comportamento dos dados de degradação acelerados, e utilizados para extrapolar seu desempenho e tempo-até-falha em condições normais. Dessa forma, as falhas e a distribuição do tempo-até-falha do produto podem ser estimadas antes de qualquer unidade falhar (Nelson, 1990).

Os testes de degradação acelerada têm a importante vantagem de dar maior credibilidade e estimativas de confiabilidade mais precisa, muitas vezes com a necessidade de menor extrapolação. Nos testes de vida acelerados, observa-se apenas o tempo em que cada falha ocorre (Meeker & Escobar, 1993).

A forma de aplicação da carga de estresse em um teste acelerado é considerada em Freitas & Colosimo (1997), e definida como segue. É importante ressaltar que a forma de aplicação da carga em testes acelerados somente é válida para variáveis de estresse que não o “uso”. A aplicação da carga do tipo constante é a mais comum. Cada unidade é submetida a um nível de estresse constante e, para que se possa modelar os dados obtidos, deve-se utilizar vários níveis de estresse. Isto significa dizer que uma vez fixado o nível de estresse para uma unidade em teste, esta ficará submetida a este nível até o final do teste, ou seja, a carga é constante dentro de cada nível de estresse. Na aplicação de carga do tipo escada (ou *step-stress*), cada unidade é submetida a um nível de estresse por um período de tempo. Se a unidade não falhar, o nível de estresse é elevado para outro patamar e o procedimento se repete. Na aplicação da carga do tipo progressivo, cada unidade é submetida a um nível de estresse crescente e esse aumento é feito progressivamente. Na aplicação da carga do tipo cíclico, cada unidade é submetida a estresses de níveis alto e baixo de maneira cíclica. Na aplicação da carga do tipo aleatória, os níveis de estresse são aplicados seguindo uma distribuição a mais próxima possível daquela que ocorre na realidade, porém a níveis mais elevados (são utilizadas para produtos que, quando em uso, estão sujeitos a níveis de estresse que se alteram de maneira aleatória).

Freitas & Colosimo (1997) apresentam vantagens e desvantagens do uso de alguns dos tipos de aplicação da carga de estresse. A aplicação da carga do tipo constante traz como vantagem o fato de ser simples e possibilitar o uso de modelos simples para análise dos dados. Os modelos para estresse constante estão bem definidos na literatura, já que a maioria dos produtos quando em uso normal é submetida a níveis de estresse aproximadamente constantes. A aplicação de carga do tipo *step-stress* e do tipo progressivo tem como principal vantagem o fato de levar o produto rapidamente à ocorrência de falhas. A sua maior desvantagem está na estimação das medidas de confiabilidade. Os modelos para análise dos dados obtidos com a aplicação desse tipo de carga são mais complexos. Os modos de falha que ocorrem nos patamares mais altos, em geral, podem diferir daqueles que ocorrem em condições normais de uso. Na aplicação da carga do tipo progressivo, ainda tem-se a dificuldade de controlar o aumento progressivo do nível de estresse.

A extrapolação, inerente ao uso dos testes acelerados de vida ou de degradação, pode levar a conclusões incorretas se os testes não forem conduzidos adequadamente. Meeker & Escobar (1998) apresentam alguns cuidados a serem tomados no uso de testes acelerados. O’Leary (2000), Nelson (1990) e Meeker & Hahn (1985) também citam alguns destes cuidados em

seus trabalhos. Os itens a serem observados na condução de testes acelerados para evitar conclusões incorretas são descritos a seguir.

Altos níveis das variáveis de aceleração podem induzir a modos de falha múltiplos que não seriam observados em condições de uso normal. Em alguns casos, novos modos de falha resultam de uma mudança no mecanismo causador da falha. Em casos menos extremos, altos níveis de aceleração modificam a relação entre a vida e a variável de aceleração, fazendo com que o modelo de aceleração utilizado não seja mais válido.

É importante reconhecer que existe incerteza nas estimativas estatísticas. Deste modo, decisões baseadas em estimativas de um único ponto podem, em algumas aplicações, levar a conclusões equivocadas. Limites de confiança padrão, baseados na distribuição de *Student*, quantificam a incerteza decorrente de dados em quantidade limitada.

É sempre importante considerar a melhor escala de tempo a ser usada na análise. Esta consideração se torna mais importante ainda com testes acelerados, porque métodos comuns de aceleração podem não acelerar simultaneamente todas as escalas de tempo. Por exemplo, uma lâmpada incandescente falha quando seu filamento quebra. Durante o teste de *burn in*, onde o produto é submetido a um alto nível de estresse, o filamento é sublimado, o que leva à sua falha. Entretanto, existem outros fatores que podem reduzir a vida da lâmpada. Em particular, os ciclos de liga-desliga podem induzir a choques térmicos e mecânicos que podem levar o filamento à fratura por fadiga. Acelerar apenas utilizando o teste de *burn in* não leva em consideração os ciclos de liga-desliga da lâmpada.

É possível que um teste acelerado, enquanto enfoca um modo de falha conhecido, mascare outro. Em tais casos, o modo de falha mascarado freqüentemente se sobressai ao modo de falha conhecido e domina o campo de falha descrito.

Não é aconselhável utilizar testes de vida acelerados para comparar produtos se eles apresentam modos diferentes de falha. Isso pode acontecer quando se deseja comparar alternativas, como projetos ou vendedores, e não a confiabilidade. Geralmente, não se pode esperar que testes acelerados de laboratório se aproximem às condições normais de uso. Se as falhas nas condições de uso não são as mesmas que nas condições aceleradas, então os resultados dos testes de vida acelerados podem estar errados.

Em alguns casos, é possível que, aumentando o que se pensa ser uma variável de aceleração, tenha-se como resultado uma desaceleração. Por exemplo, um produto mecânico, submetido a

uma taxa de uso mais alta que o normal em um teste acelerado, pode inibir um mecanismo de falha de corrosão. Esta corrosão pode terminar por causar vários problemas que não são previstos pelo teste acelerado.

Quando um produto é projetado para ser produzido numa condição específica, mas é produzido em outra condição, ele não apresentará a mesma durabilidade definida pelo projeto.

Conclusões baseadas em dados provindos de testes de vida acelerados realizados em protótipos podem ser incorretas. Condições de produção na fábrica são diferentes das de laboratório. Materiais e partes em protótipos podem diferir das fabricadas na produção. Técnicos altamente treinados podem construir protótipos de formas diferentes e com ferramentas diferentes das utilizadas na produção. Quando possível, as unidades de testes acelerados devem ser obtidas da produção real ou de condições de produção real simuladas, utilizando a mesma matéria-prima, partes, etc.

Testes acelerados de laboratório são geralmente executados em condições controladas. Em alguns casos, porém, existe uma variabilidade que não pode ser antecipada em condições experimentais.

Nelson (1990) e Oliveira & Colosimo (2001) citam algumas vantagens dos testes de degradação acelerados sobre os testes de vida: dados de degradação do desempenho podem ser analisados mais cedo, antes de qualquer unidade falhar; a análise de dados de degradação acelerados fornece informações mais confiáveis, dando maior acurácia à estimativa de vida útil do produto, especialmente quando nos testes de vida ocorrem poucas (ou nenhuma) falhas; ou seja, traz melhores informações sobre o processo de degradação e sobre como melhorá-lo. Porém, a maioria dessas vantagens pode ser obtida somente se existir um modelo adequado para extrapolação dos dados de degradação do desempenho e uma apropriada definição de falha em termos de desempenho.

### **2.2.2 Planos para testes acelerados**

Planejar um teste acelerado envolve determinar os valores de vários parâmetros do produto que relacionam o tempo de vida com as condições de uso. Quando o planejamento estatístico dos testes acelerados não é adequado, ou em casos onde nenhum planejamento é feito, tem-se uma menor acurácia na informação obtida com o teste (Park & Yum, 1999).

Segundo Meeker & Escobar (1993), a extrapolação é perigosa, mas inevitável em testes acelerados. A magnitude do erro da extrapolação depende fortemente do seu grau. Meeker & Hahn (1985) enfatizam este ponto e sugerem como projetar um teste de vida acelerado para balancear o grau de extrapolação com precisão estatística.

Freitas e Colosimo (1997) dividem em dois os itens a serem determinados na realização de um teste de vida acelerado: a Forma do Teste e o Plano Experimental.

A **Forma do Teste** é composta por elementos que, em geral, são determinados a partir de condições existentes na empresa para a realização do teste e de normas técnicas de engenharia; estes elementos são:

- Escolha da medida do desempenho: para alguns produtos, existem normas técnicas que definem quais as medidas de desempenho a serem utilizadas e como medi-las;
- Determinação das condições de teste: um teste acelerado deve tentar ao máximo simular as condições reais de uso;
- Definição das variáveis de estresse: aqui, como na escolha da medida de desempenho, podem existir normas técnicas que definam quais as variáveis de estresse recomendadas. Quando não houver padrões, é preciso determinar, através de experimentação, os estresses apropriados. Também pode ser conveniente utilizar mais de uma variável de estresse. O importante neste passo é reconhecer qual estresse que realmente acelera a vida do produto.
- Definição da forma de aplicação da carga do estresse: depende de como o produto é sobrecarregado nas condições de uso e de limitações práticas e teóricas. O estresse constante é preferível a outros tipos;
- Tipo de censura: quando se utiliza censura, deve-se optar por aquela que apresenta mais vantagem prática para o caso em questão, levando em consideração condições de realização do teste e dados históricos.

A definição do **Plano Experimental** se dá quando da definição dos quatro elementos abaixo relacionados, e deve ser feita em função da precisão desejada para os estimadores da quantidade de interesse.

- Determinação do número de níveis da variável de estresse: não deve ser pequeno, como dois, por exemplo, pois torna difícil validar o modelo de aceleração utilizado e, conseqüentemente, fazer a extrapolação para as condições de uso. Da mesma forma, esse número não deve ser grande, pois pode se tornar um complicador e inviabilizar os cálculos para a escolha de um plano ótimo;

- Determinação da proporção de alocação em cada nível: definir dentro a quantidade de amostras e os níveis de estresse, quantas unidades serão submetidas ao teste em cada nível;
- Determinação dos níveis de estresse: observar que os níveis de estresse não devem ser tão altos a ponto de produzir outros modos de falha que raramente ocorrem nas condições previstas no projeto e que tornem a extrapolação imprecisa. Mesmo assim, devem ser altos o suficiente para provocar o aparecimento das falhas ativas no projeto. Isso muitas vezes requer uma experimentação anterior ao teste acelerado propriamente dito;
- Determinação do tamanho da amostra: quantas unidades serão submetidas a teste. Este cálculo é importante; porém, em muitos casos, este valor já é predeterminado em função de restrições práticas.

Nelson (1990) e Freitas & Colosimo (1997) classificam os planos experimentais para testes acelerados como tradicionais, ótimos e de compromisso.

**Planos tradicionais** consistem em fixar três ou quatro níveis de estresse igualmente espaçados e alocar o mesmo número de unidades para cada nível. Nelson (1990) não recomenda seu uso e sim os planos ótimos e os de compromisso, com alocações desiguais de unidades em cada nível de estresse, pois os planos tradicionais têm pouca acurácia. Meeker & Hahn (1985) complementam que estes planos estão longe dos ótimos porque, intuitivamente e estatisticamente, deve-se ter mais observações no nível baixo de estresse. Num método que utilize dados censurados, o valor da observação depende de ela vir de uma unidade de falha ou de uma unidade sobrevivente. Então, um esquema de alocação igual de unidades fornece mais informações para a condição de alto estresse do que para a de baixo estresse.

Os **planos ótimos** fornecem os estimadores mais precisos para as condições de projeto. Estes planos utilizam dois níveis de estresse com alocação desigual de unidades. Uma suposição de tais planos é que o nível mais alto é pré-especificado. O planejamento do teste, portanto, consiste na escolha da localização do nível mais baixo. O uso de somente dois níveis de estresse decorre das dificuldades da realização dos cálculos para planos que envolvem mais que dois níveis.

Os **planos de compromisso** de Meeker & Hahn (1985), também citados por Nelson (1990) e Freitas & Colosimo (1997), são uma proposta intermediária entre os tradicionais e os ótimos. Estes planos utilizam três níveis de estresse: alto, intermediário e baixo. Assim como nos planos ótimos, assume-se que o nível alto é escolhido a partir de considerações práticas. Os

melhores níveis baixo e médio são escolhidos de forma a minimizar a variância assintótica do estimador do percentil de interesse da distribuição do tempo de vida do produto ou componente sob teste, nas condições de projeto. Os planos de compromisso sacrificam a acurácia estatística em favor de uma melhoria de todas as propriedades do experimento, incluindo uma maior robustez no estabelecimento de seus parâmetros de realização. Os planos de compromisso costumam apresentar uma melhor alocação de unidades de teste nos diferentes níveis de estresse

Grande parte de planejamentos de testes acelerados é direcionada para os testes de vida, como pode ser visto em Meeker & Hahn (1985), Nelson (1990), Meeker & Escobar (1993), Escobar & Meeker (1995), Elsayed (1996), Freitas & Colosimo (1997) e Park & Yum (1999). Planejamentos para testes de degradação acelerados podem ser encontrados em Boulanger & Escobar (1994), Park & Yum (1997), Yu & Tseng (1998), Yu & Tseng (1999) e Park & Yum (1999). Tseng & Yu (1997), em particular, propõem uma regra para determinar o tempo de terminação para testes de degradação não acelerados.

### **2.2.3 Modelos para dados de falha acelerados**

Elsayed (1996) apresenta três tipos de modelos para relacionar os dados de falha (ou dados de tempos-até-falha) em condições aceleradas com a medida de confiabilidade em condições normais de estresse. A suposição implícita na relação dos dados de falha quando se usa qualquer modelo é que o produto operando sob condições normais está sujeito ao mesmo mecanismo de falha que atua sob condições de estresse acelerado.

Os modelos podem ser classificados como modelos Estatísticos (paramétricos e não-paramétricos), modelos Físico-Estatísticos e Físico-Experimentais. Em todos esses modelos, assume-se que os níveis de estresse aplicados nas condições de aceleração estão dentro da verdadeira faixa de aceleração, ou seja, se a distribuição do tempo-até-falha em alto nível de estresse é conhecida e a transformação da escala do tempo para as condições normais também é conhecida, pode-se derivar matematicamente a distribuição do tempo-até-falha em condições normais de operação.

A Tabela 2.4 sumariza os modelos para análise de dados de falha advindos de testes de vida acelerados, baseados em Elsayed (1996), onde se pode obter maiores detalhes de cada modelo apresentado.

Tabela 2.4 Modelos para dados de tempos de falha advindos de testes de vida acelerados.

	Uso	Função	Dados complementares
Estatísticos (paramétricos)	Geralmente utilizados quando é difícil de determinar a exata relação entre o estresse aplicado (temperatura, umidade, voltagem) e o tempo-até-falha do produto, baseado em princípios físicos ou químicos. Nestes casos, os produtos são testados em diferentes níveis de estresse acelerado $s_1, s_2, \dots$ . O tempo-até-falha de cada nível de estresse é usado para determinar a distribuição de probabilidade mais apropriada do tempo-até-falha.	<p>Função distribuição acumulada</p> <p>(CDF): <math>F_o(t) = 1 - e^{-\frac{\lambda_s t}{A_F}}</math></p> <p>Onde: <math>A_F</math> é o fator de aceleração; <math>n</math> é o total de unidades em teste; <math>r</math> é o número de unidades que falharam no teste; <math>t_i</math> é o instante no tempo da falha <math>i</math>; e <math>t_i^+</math> é o instante no tempo da última falha.</p>	<p>Parâmetro da distribuição para dados não censurados:</p> $\lambda_s = \frac{n}{\sum_{i=1}^n t_i}$ <hr/> <p>Parâmetro da distribuição para dados censurados*:</p> $\lambda_s = \frac{r}{\sum_{i=1}^r t_i + \sum_{i=1}^{n-r} t_i^+}$
		<p>CDF: <math>F_o(t) = 1 - e^{-\left(\frac{t}{\theta_s}\right)^{\gamma_s}}</math></p> <p>Onde: <math>\gamma_s</math> e <math>\theta_s</math> são parâmetros de forma da distribuição nas condições de estresse.</p>	<p>Taxa de falha:</p> $h_o(t) = \frac{h_s(t)}{(A_F)^\gamma}$
		<p>Distribuição de probabilidade (PDF):</p> $f_o(t) = \lambda_o t e^{-\frac{\lambda_o t^2}{2}}$	<p>Parâmetro da distribuição:</p> $\lambda_o = \frac{\lambda_s}{A_F^2}$
		<p>PDF: <math>f_o(t) = \frac{1}{\sigma_s t \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \left[ \frac{\ln\left(\frac{t}{A_F}\right) - \mu_s}{\sigma_s} \right]^2}</math></p> <p>Onde: <math>\sigma</math> e <math>\mu</math> são parâmetros de forma da distribuição.</p>	
Estatísticos (não paramétricos)	Utilizados quando o dado do tempo-até-falha envolve distribuições complexas que não são muito conhecidas, ou quando o número de observações é pequeno, tornando difícil estimar a distribuição de tempo até a falha e evitar fazer suposições que possam dificultar o teste.	<p>Modelo da distribuição: <math>T_i = \alpha + \beta^T \mathbf{x}_i + e_i</math></p> <p>Onde: <math>T_i</math> é o tempo de falha da unidade <math>i</math>; <math>\mathbf{x}_i</math> é o vetor das covariáveis associado com o tempo de falha <math>T_i</math>; <math>\beta^T</math> é o vetor dos coeficientes de regressão; e <math>e_i</math> é o erro.</p>	
		<p>Modelo da distribuição:</p> $\lambda(t; z_1, z_2, \dots, z_k) = \lambda_o(t) \exp(\beta_1 z_1 + \beta_2 z_2 + \dots + \beta_k z_k)$ <p>Onde: <math>\lambda(t; z_1, z_2, \dots, z_k)</math> é a taxa de falha no tempo <math>t</math> para uma unidade em teste com variáveis regressora <math>z_1, z_2, \dots, z_k</math>; <math>\lambda_o(t)</math> são as variáveis regressoras; <math>\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k</math> são os coeficientes de regressão; <math>\lambda_o(t)</math> é a função taxa de falha não especificada.</p>	

\* Dados censurados são aqueles dados obtidos de testes acelerados que são terminados antes que todos os itens

Tabela 2.4 Modelos para dados de tempos de falha advindos de testes de vida acelerados (cont)

<b>Físico Estatísticos</b>	Utiliza o efeito da natureza do estresse aplicado na taxa de falha das unidades em teste. Por exemplo, testes acelerados utilizando altas temperaturas modelados considerando o efeito da temperatura sob as condições físicas e químicas dos componentes.	Arrhenius	<p>Taxa de reação:</p> $r = Ae^{-(E_a/kT)}$ <p>Onde: <math>r</math> é a velocidade da reação; <math>A</math> é uma constante não-térmica desconhecida; <math>E_a</math> é a energia de ativação (<math>eV</math>); <math>k</math> é a constante de Boltzmann; e <math>T</math> é a temperatura em <math>K</math>.</p>	<p>Taxa de falha em condições normais de operação:</p> $\lambda_o = \frac{1}{L_o}$ <p>Onde: <math>L_o</math> é a vida do componente em condições normais</p>
		Eyring	<p>Modelo para a temperatura</p> $L = \frac{1}{T} \exp\left[\frac{\beta}{T} - \alpha\right]$ <p>Onde: <math>\alpha</math> e <math>\beta</math> são constantes determinadas a partir dos dados do teste; <math>L</math> é a vida média; e <math>T</math> é a temperatura em <math>K</math>.</p>	<p>Fator de aceleração</p> $A_F = \frac{L_o}{L_s}$ <p>Onde: <math>L_o</math> e <math>L_s</math> são as vidas médias sob condições normais e sob condições aceleradas, respectivamente.</p>
		Regra da Potência inversa	<p>Modelo da distribuição <math>L_s = \frac{C}{V_s^n} \quad C &gt; 0</math></p> <p>Onde: <math>C</math> e <math>n</math> são constantes.</p>	
		Combinado	<p>É utilizado quando a temperatura e outro estresse como voltagem é utilizado para acelerar o teste de vida.</p> <p>Modelo da distribuição <math>\frac{L_o}{L_s} = \left(\frac{V_o}{V_s}\right)^{-n} \exp\left[\frac{E_a}{k} \left(\frac{1}{T_o} - \frac{1}{T_s}\right)\right]</math></p> <p>Onde: <math>V_o</math> e <math>V_s</math> são a voltagem em condições normais de operação e em condições aceleradas, respectivamente.</p>	
<b>Físico Experimentais</b>	O tempo-até-falha de muitos produtos pode ser estimado baseado na física do mecanismo de falha, pelas bases teóricas do mecanismo de falha ou pela condução de experimentos utilizando diferentes níveis dos parâmetros que afetam o tempo-até-falha.	Eletro Migração	<p>Tempo mediano até falha <math>MTF = AJ^{-n}e^{E_a/kT}</math></p> <p>Onde: <math>A</math> e <math>n</math> são constantes; <math>J</math> é a densidade corrente.</p>	
		Geral de Umidade	<p>Modelo da distribuição <math>T_i = A(RH)^{-\beta}</math> ou <math>T_i = Ae^{-\beta(RH)}</math></p> <p>Onde: <math>RH</math> é a umidade relativa.</p>	
		Falha por fadiga	<p>Modelo da distribuição</p> $N_f(x\%) = \frac{1}{2} \left[ \frac{2\varepsilon}{F} \frac{h}{L_D \Delta\alpha \Delta T_e} \right]^{-1} \left[ \frac{\ln(1-0,01x)}{\ln(0,5)} \right]^{\frac{1}{\beta}}$ <p>Onde: <math>N_f(x\%)</math> é o número de ciclos que correspondem a <math>x\%</math> de falhas; <math>E</math> é a ductilidade da solda; <math>F</math> é um fator experimental; <math>h</math> e <math>L_D</math> são as dimensões da união da solda; <math>\Delta\alpha</math> é um fator das diferenças no coeficiente de expansão térmico do componente e substrato; <math>\Delta T_e</math> é a faixa efetiva do ciclo térmico.</p>	

#### 2.2.4 Modelos para dados de degradação acelerados

Em testes de degradação acelerada, amostras são envelhecidas sob alto estresse e seu desempenho é medido em diferentes tempos de uso. Cada dado de desempenho é analisado e, posteriormente, ajustado a um modelo para estimar a relação entre desempenho, tempo de vida e estresse (Nelson, 1990).

Observações diretas do processo de degradação permitem uma modelagem direta do mecanismo de causa da falha, fornecendo estimativas de confiabilidade mais confiáveis, mais precisas e que oferecem uma base sólida para extrapolação. Modelos de degradação de desempenho de um componente ou subsistema podem ser úteis, mas modelar pode ser mais complicado ou difícil, porque os resultados obtidos podem ser afetados, inadvertidamente, por mais de um processo de causa de falha (Meeker *et al.*, 1998).

Os dados de degradação acelerados são analisados e utilizados para prever o tempo-até-falha em condições normais de operação. Não existe um modelo geral que possa ser usado para todos os produtos e parâmetros (Elsayed, 1996).

Diversos trabalhos na literatura descrevem modelos para dados de degradação acelerada. Nelson (1990) e Faccioni (2000) apresentam os modelos para estresse constante como o de Arrhenius, de taxa de degradação constante, de coeficientes aleatórios e de incrementos aleatórios; modelos para estresse não constante; modelos de degradação acelerada específicos como resistores, laser e *hot carrier*. Faccioni (2000) ainda apresenta o método gráfico de modelagem de dados de degradação de Tobias e Trindade (1986). Elsayed (1996) apresenta modelos de degradação acelerada específicos: resistores, *laser* e *hot-carrier*. Na Tabela 2.5 são apresentados sumariamente os modelos acima citados.

Além dos modelos citados na Tabela 2.5, alguns autores fazem adaptações ou desenvolvem modelos específicos para aplicar em suas pesquisas. Dentre eles, pode-se citar Carey & Koenig (1991), Chang (1993), Tang & Chang (1995), Meeker *et al.* (1998), Shiau & Lin (1999) e Tseng & Wen (2000).

Tabela 2.5 Modelos para dados advindos de testes de degradação acelerados

	Designação	Comentários / Modelo / Autores
Estresse Constante	Arrhenius	- Utilizado em degradação acelerada por temperatura. - Para detalhes ver Nelson (1990).
	Taxa de degradação constante	- Nos modelos de taxa de degradação constante está incluído também o modelo de Arrhenius citado acima. Estes modelos de adequam a caso onde a taxa de degradação é constante durante todo o tempo de teste. - Para detalhes ver Nelson (1990).
	Coefficientes Aleatórios	- É um modelo de degradação simples para o log do desempenho de uma unidade em função da idade. - Para detalhes ver Nelson (1990).
	Incrementos Aleatórios	- Este modelo envolve incrementos aleatórios na degradação do desempenho. É um outro tipo de modelo com coeficiente aleatórios. - Para detalhes ver Nelson (1990).
	Funções de Taxas Matemáticas	- Para os casos em que se ajustam funções matemáticas aos dados de degradação. Estes modelo não são baseados em teoria física. Apesar de matematicamente sensíveis estas curvas podem extrapolar mal os dados. - Para detalhes ver Nelson (1990).
Estresse Não Constante	<p>- Para casos os estresses não constante são utilizados modelos de risco acumulado. Estes modelos não são verificados adequadamente por experimento. Portanto todos os modelos devem ser criticamente avaliados.</p> <p>- Para detalhes ver Nelson (1990, capítulo 10).</p>	
Modelos Específicos	Resistores	<p>- Este modelo descreve o mecanismo de degradação de resistores de circuito integrado. É descrito por Chan, Boulanger &amp; Tortorella (1994) <i>apud</i> Elsayed (1996).</p> $\ln(t) = \ln(\tau_o) - \frac{1}{m} \ln\left(\frac{\Delta R(t)}{R_o}\right) + \frac{E_a}{kT}$ <p>Onde: <math>\Delta R(t)</math> é a mudança da resistência no tempo <math>t</math>; <math>R_o</math> é a resistência inicial; <math>\tau</math> é o tempo necessário para causar 100% de mudança na resistência; e <math>m</math> é uma constante.</p>
	Laser	<p>- Este modelo descreve o mecanismo de degradação de diodos laser. Foi desenvolvido por Takeda &amp; Suzuki (1983), e modificado por Chan, Boulanger &amp; Tortorella (1994), conforme citado por Elsayed (1996).</p> $\frac{D(t)}{D_o} = \exp\left[-\left(\frac{t}{\tau_d}\right)^p\right]$ <p>Onde: <math>D(t)</math> é a mudança no parâmetro de degradação no tempo <math>t</math>; <math>D_o</math> é o valor original do parâmetro de degradação; <math>\tau_d</math> e <math>p</math> são constantes.</p>
	Hot Carrier	<p>- Este modelo descreve o mecanismo de degradação de circuitos integrados de muito larga escala submetidos ao efeito hot-carrier. Uma fórmula empírica para este modelo é dada por Leblebici &amp; Kang (1993) <i>apud</i> Elsayed (1996).</p> $\tau = A \left[ \frac{I_{substrato}}{W} \right]^{-n}$ <p>Onde: <math>I_{substrato}</math> é a corrente substrato, <math>W</math> é a largura do canal do transistor; <math>A</math> é uma constante dependente do processo; e <math>n</math> é uma constante empírica.</p>
Métodos Gráficos	<p>- É um método informal, de fácil entendimento que pode ser utilizado sem ferramentas estatísticas sofisticadas.</p> <p>- Para detalhes, ver Faccioni (2000).</p>	

## 2.3 Avaliação Sensorial

Em planejamentos experimentais, freqüentemente variáveis de resposta são atributos sensoriais que podem ser medidas apenas subjetivamente, através de painéis de avaliação sensorial ou utilizando a opinião de especialistas (Fogliatto *et al.* 1999). Segundo Fogliatto (1997), atividades de avaliação sensorial são vastamente utilizadas em muitos segmentos industriais. A avaliação sensorial pode ser aplicada no desenvolvimento e melhoria de produtos, em inspeções de controle de qualidade e, ainda, em pesquisas e esforços de *marketing* de produto.

Avaliação sensorial é definida por Anon (1975) *apud* Fogliatto (1997), como um conhecimento científico usado para medir, analisar e interpretar reações a características de alimentos e materiais, conforme percebidas pelos sentidos da visão, olfato, paladar, tato e audição.

A corrente da percepção sensorial, no ser humano, ocorre em três passos (Meilgaard *et al.* 1991): o estímulo toca o órgão sensorial e é convertido em um sinal nervoso o qual viaja pelo cérebro; o cérebro, então, organiza e integra as sensações recebidas em percepções; finalmente, a resposta é formulada baseada na percepção do avaliador. Schiffman (1982) *apud* Meilgaard *et al.* (1991) observa que a relação entre sensação e percepção é hierárquica: ambas envolvem o cérebro; a sensação é mais periférica, enquanto que a percepção é mais central, sendo influenciada pelo pré-condicionamento do avaliador. Em outras palavras, a percepção possui como ponto de partida uma sensação; esta, por sua vez, independe de percepções.

Para que painelistas ou avaliadores (isto é, indivíduos participantes de um painel de avaliação sensorial) realizem adequadamente avaliações de atributos sensoriais de produtos, é necessário prepará-los de acordo com o objetivo da avaliação e o tipo de produto a ser avaliado. Meilgaard *et al.* (1991) apresentam detalhes para seleção e treinamento de membros de painéis de avaliação sensorial direcionados a alimentos, bebidas, cosméticos, vestuário e produtos farmacêuticos. Imram (1999) descreve os passos utilizados no treinamento de painelistas para avaliar perfis de textura de sobremesas.

Os aspectos complexos da avaliação sensorial, além do treinamento dos avaliadores, demandam procedimentos organizados para coletar, medir e analisar os dados sensoriais. Tais procedimentos devem fornecer informações quantitativas confiáveis sobre as propriedades sensoriais do material em estudo. Dois dos elementos para coleta e medição de dados

sensoriais são os métodos de teste e as escalas de medida. O Quadro 2.1 apresenta um esquema da classificação dos métodos de teste e das escalas de medida para dados sensoriais. De uma maneira geral, os métodos de teste informam sobre como coletar dados sensoriais; as escalas de medida, por sua vez, determinam o tipo de dado a ser obtido, por serem o instrumento de representação das percepções sensoriais.

Quadro 2.1 Classificação dos métodos de teste e escalas de medida.

Métodos de Teste	Escalas de Medida
<ul style="list-style-type: none"> <li>- Discriminatório {               <ul style="list-style-type: none"> <li>- Comparação Pareada</li> <li>- Duo-Trio</li> <li>- Triangular</li> </ul> </li> <li>- Descritivo {               <ul style="list-style-type: none"> <li>- Análise Descritiva Quantitativa</li> <li>- Spectrum</li> </ul> </li> <li>- Afetivo {               <ul style="list-style-type: none"> <li>- Hedônico de nove pontos</li> <li>- Comparação Pareada</li> </ul> </li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Nominal</li> <li>- Ordenada {               <ul style="list-style-type: none"> <li>- Ranqueamento</li> <li>- Classificatórias</li> </ul> </li> <li>- Intervalo {               <ul style="list-style-type: none"> <li>- Hedônica de nove pontos (Likert)</li> <li>- Avaliação Gráfica</li> </ul> </li> <li>- Razão</li> </ul>

### 2.3.1 Escalas de medida

Escalas de medida são usadas em painéis sensoriais que objetivam quantificar impressões subjetivas. A escolha da escala depende do método escolhido para a coleta dos dados, do objetivo do teste e do tipo de dados que se está desejando obter. A caracterização da escala desejada inclui facilidade de uso, sensibilidade para expressar diferenças e adequação a análises estatísticas posteriores (Fogliatto, 1997). Segundo Siegel (1975) pode-se classificar as escalas de medida em nominal ou classificatória, ordinal ou ordenada como utilizado em Fogliatto (1997), de intervalo ou intervalar como utilizado em Fogliatto (1997) e de razão. Nesta dissertação é utilizada a nomenclatura de escala nominal, ordenada, de intervalo e de razão.

Nas **escalas nominais**, dados sensoriais são classificados em dois ou mais grupos os quais diferem em nome, mas não obedecem a nenhuma ordem em particular e a nenhuma relação quantitativa; por exemplo: os números das camisas dos jogadores de futebol. Nessas escalas, os dados são classificados em categorias independentes e mutuamente excludentes, que podem ser identificadas por números, notas ou letras (Meilgaard *et al.* 1991; Fogliatto, 1997).

As **escalas ordenadas** consistem de dois ou mais grupos ordenadas em série, que podem ser identificados através de notas ou palavras para denotar categorias ordenadas entre extremos

de intensidade; por exemplo: fraco, moderado e forte ou alto e baixo (Meilgaard *et al.* 1991). Escalas ordenadas são utilizadas quando o objetivo do teste é arranjar amostras em ordem crescente conforme a intensidade percebida de um determinado atributo (Genser & Moskowitz, 1977 *apud* Fogliatto, 1997).

Os tipos de escalas ordenadas comumente utilizadas em avaliações sensoriais são as de ranqueamento e as classificatórias. Quando, além da ordenação das amostras, deseja-se saber o quanto elas diferem entre si, utiliza-se uma escala classificatória. Dados oriundos de escalas classificatórias podem ser analisados através da análise de variância. Segundo Courcoux & Séménou (1997), escalas ordenadas são uma alternativa para a medição de preferência. Escalas ordenadas classificatórias, quando numerosos, podem ser utilizadas em métodos de teste de comparação pareada (Meilgaard *et al.* 1991).

As **escalas de intervalo** são constituídas de categorias ordenadas tal que a distância entre dois pontos quaisquer na escala seja constante (Meilgaard *et al.* 1991). As duas escalas de intervalo mais importantes são a hedônica de nove pontos (ou escala Likert - uma das mais usadas em avaliações sensoriais) e a escala de avaliação gráfica (Stone & Sidel, 1993 *apud* Fogliatto, 1997). Ambas são utilizadas, na maioria das aplicações, para medir a aceitabilidade global das amostras e têm em comum os mesmos conceitos básicos (a escala de avaliação gráfica é uma variante da escala hedônica na qual o uso de palavras e notas é minimizado para evitar tendências). Dados oriundos de escalas de intervalos podem ser analisados através da análise de variância ou testes de amplitude múltipla, dentre outros. A escala hedônica é a mais utilizada na obtenção de dados de preferência ou dados de avaliação sensorial (Courcoux & Séménou, 1997).

Uma **escala de razão** é composta por números que simbolizam quantas vezes o estímulo em questão é mais forte do que um estímulo apresentando anteriormente. Estas escalas são utilizadas quando se deseja a informação sobre a razão da diferença entre amostras (por exemplo, a amostra A é duas vezes mais preferida do que a amostra B). As escalas de razão podem também fazer uso de palavras para expressar a intensidade ou a reação a um atributo. Essas palavras, posteriormente, devem ser transformadas em valores numéricos para possibilitar o tratamento estatístico dos dados. Escalas de razão podem ser usadas em testes onde se deseja avaliar preferência. Dados coletados utilizando a escala de razão podem ser analisados através da análise de variância.

Dados nominais contêm poucas informações para análise estatística posterior. Dados ordenados possuem mais informações e podem ser analisados utilizando testes estatísticos não-paramétricos. Dados de intervalo e de razão são os melhores em termos de volume de informação, podendo ser analisados utilizando métodos não-paramétricos e paramétricos. Os dados de razão são preferidos por alguns pesquisadores porque não apresentam distorções de fundo de escala.

### 2.3.2 Métodos de teste

Fogliatto (1997) cita a classificação de Stone & Sidel (1993) para os métodos de testes sensoriais, que agrupa os testes em discriminatórios, descritivos e afetivos.

Os **métodos discriminatórios** mais importantes são a comparação pareada, duo-trio e o triangular. O método discriminatório de comparação pareada é detalhado na seqüência por ser de especial interesse no presente trabalho.

Meilgaard *et al.* (1991) sugerem o uso dos testes duo-trio quando o objetivo do teste é determinar se existe uma diferença sensorial entre duas amostras. Para Fogliatto (1997), os testes duo-trio são uma alternativa quando as amostras trazem em si um atributo muito forte (por exemplo, um odor muito intenso). Nesses testes, os avaliadores devem indicar dentre duas amostras qual é mais similar a uma terceira, utilizada como referência.

Os testes triangulares são utilizados quando o objetivo é determinar se existe uma diferença sensorial entre dois produtos. Este método é particularmente apropriado em situações onde o efeito de um tratamento pode produzir mudanças nos produtos, as quais não são caracterizadas apenas por um atributo. Em testes triangulares, são apresentadas três amostras aos avaliadores, que são então solicitados a apontar a amostra mais difere das demais, ou quais duas amostras são mais similares. De acordo com Fogliatto (1997), as escalas nominais podem ser utilizadas para expressar os resultados dos testes triangulares.

**Métodos descritivos** fornecem uma completa descrição sensorial das amostras, através da quantificação de todas as sensações percebidas (olfativas, visuais, etc.) utilizando uma escala apropriada (Fogliatto, 1997). Técnicas de análise descritiva quantitativa (QDA - *Quantitative Description Analysis*) são as mais importantes entre os métodos descritivos. Na QDA, os aspectos sensoriais das amostras são inicialmente descritos por painelistas treinados, os quais procedem uma avaliação quantitativa destes aspectos. As técnicas QDA são comumente utilizadas para determinar perfis de gosto ou perfume, perfis de textura, diagnóstico de

análise descritiva, análise espectral e análise descritiva quantitativa. Apesar dos conceitos básicos comuns apresentados aqui, os métodos prestam-se a diferentes aplicações. Imram (1999), por exemplo, utiliza o QDA para desenvolver o treinamento de painelistas.

O método *spectrum* é outro método descritivo, com aplicação na coleta de dados sensoriais descrita em Fogliatto *et al.* (1999). No método *spectrum*, painelistas treinados selecionam um grupo de atributos para avaliação; estes atributos são avaliados quantitativamente utilizando uma escala contínua. Para a obtenção de bons resultados utilizando esse método é importante selecionar e descrever adequadamente os atributos a serem avaliados (os atributos devem cobrir todas as propriedades sensoriais relevantes do produto em consideração), treinar exaustivamente os painelistas, e projetar cuidadosamente os procedimentos de teste [para detalhes, ver Meilgaard *et al.* 1991, entre outros].

Para Meilgaard *et al.* (1991), o propósito primário dos **métodos afetivos** é avaliar a resposta pessoal (de preferência e/ou aceitação) de consumidores tradicionais ou potenciais de um produto. Normalmente, busca-se avaliar a aceitação, por parte dos painelistas, da idéia geral ou de características específicas de um produto em desenvolvimento. Os métodos afetivos são utilizados para avaliar a aceitabilidade e preferência das amostras. Para tanto, os métodos mais utilizados são os hedônicos de nove pontos e os de comparação pareada. O procedimento do teste hedônico consiste em utilizar variantes da escala hedônica para medir a preferência à amostra. O teste afetivo de comparação pareada utiliza o mesmo procedimento de comparação pareada do método discriminatório, descrito anteriormente.

### **2.3.2.1 Método de comparação pareada**

Na comparação pareada, os avaliadores são solicitados a indicar qual amostra possui mais de um dado atributo, ou simplesmente indicar se as amostras são diferentes. Para Courcoux & Séménou (1997), o método da comparação pareada é particularmente apropriado para julgar produtos de forma subjetiva; a simplicidade da tarefa da comparação sensorial de itens observados em pares é a grande vantagem deste tipo de experimento. Qannari *et al.* (2000) apresentam modelos estatísticos para a análise de dados obtidos a partir de comparação pareada.

A comparação pareada vem sendo cada mais utilizada em avaliação sensorial, pois simplifica o experimento e tem demonstrado ser uma técnica de teste racional. Além disso, o teste de comparação pareada é freqüentemente mais barato que outras técnicas discutidas

anteriormente (Fogliatto, 1997 e Qannari *et al.* 2000). Courcoux & Séménou (1997) utilizam um modelo de comparação pareada para estudar um painel de segmentação e configuração de produtos para diferentes classes de consumidores.

### 2.3.2.2 Método de comparação pareada indireta

Fogliatto *et al.* (2000) propõem o método de comparação pareada indireta (IPC – *Indirect Pairwise Comparison*) utilizado para coleta e análise de dados sensoriais. Esse método também é utilizado em Fogliatto & Albin (2001), sendo mencionado em Meilgaard *et al.* (1991) sob o nome de “teste da diferença do controle”. Devido a sua relevância no contexto da aplicação prática reportada nesta dissertação, o IPC é brevemente detalhado na seqüência.

No procedimento de coleta de dados do método IPC, a intensidade de um atributo é avaliada em painel sensorial com 5 a 10 painelistas. Esses painelistas devem estar aptos a identificar o atributo em estudo, sendo previamente treinados para atribuir notas para definir a intensidade percebida dos atributos. Os passos para o desenvolvimento do IPC são: (i) Construção da matriz de julgamento; (ii) Avaliação da intensidade do atributo pelos painelistas; (iii) Conversão das avaliações e; (iv) Análise estatística dos dados convertidos.

Na **construção da matriz de julgamento**, as amostras são organizadas numa matriz, como exemplificada na Tabela 2.6. Em cada linha da matriz, todas as amostras são comparadas em relação à amostra correspondente a linha  $n$ ,  $n = 1, \dots, N$ , e cada linha constitui um teste em separado. Um total de  $N$  testes é realizado, necessitando, provavelmente, mais de uma sessão de avaliação. A cada teste, todas as  $N$  amostras são expostas e uma delas, em cada linha da matriz, é identificada como elemento de controle.

Tabela 2.6 Matriz de julgamento

	1	2	...	$N$
1	1	$a_{12}$	...	$a_{1N}$
2	$1/a_{12}$	1	...	$A_{2N}$
...	...	...	...	...
$N$	$1/a_{1N}$	$1/a_{2N}$	...	1

Na **avaliação da intensidade do atributo** da amostra pelos painelistas, estes são orientados a proceder de acordo com as seguintes instruções: “Será apresentado a você um grupo de amostras, uma das quais identificada como elemento de controle. Sua tarefa é avaliar a intensidade das amostras em comparação ao elemento de controle. A intensidade do elemento de controle corresponde ao centro da escala fornecida para avaliação. Amostras mais intensas do que o elemento de controle devem ter suas avaliações marcadas no lado direito da escala;

amostras menos intensas devem ter suas avaliações marcadas no lado esquerdo da escala. Quando duas amostras parecerem de igual intensidade, marque suas avaliações no mesmo ponto da escala”. Para o registro das avaliações é fornecida aos painelistas uma escala impressa, como exemplificado na Figura 2.3.

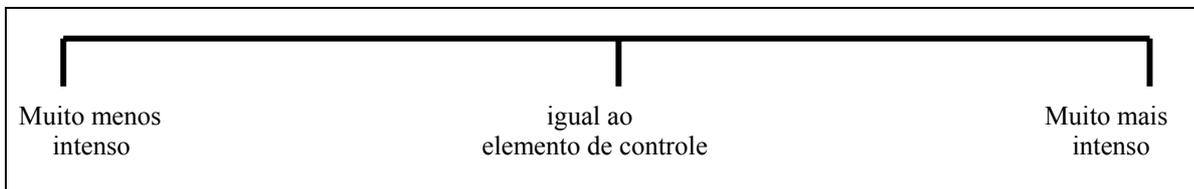


Figura 2.3 Escala para registro das avaliações dos painelistas.

Para Stone & Sidel (1993) *apud* Fogliatto *et al.* (2000), o uso de escalas sem números é prática comum em testes sensoriais, reduzindo qualquer tendência introduzida pelo uso de números ou notas. Fogliatto *et al.* (2000) utilizam descrições no lugar de números, como exemplificado na Figura 2.3. Os painelistas são instruídos a colocar um código ou número, correspondente a cada amostra na escala, de acordo com a intensidade do atributo percebida.

As **avaliações são convertidas** em valores numéricos, variando de  $1/9$  a 9, os quais são escritos nas linhas da matriz de julgamento. A conversão das marcas feitas pelos painelistas na escala em valores numéricos é feita da seguinte forma: para um ponto  $z$  unidades à esquerda do centro da escala, o elemento na linha  $i$  e na coluna  $j$ ,  $j = 1, \dots, N$ , com  $i \neq j$ , expresso na escala  $[1/9, 9]$  é obtido através da equação (2.8). Para um ponto  $z$  unidades à direita do centro da escala, a conversão é obtida através da equação (2.9), onde  $s$  é a metade do comprimento da escala.

$$a_{ij} = (8z / s) + 1 \quad \text{equação (2.8)}$$

$$a_{ij} = [(8z / s) + 1]^{-1} \quad \text{equação (2.9)}$$

A **análise estatística dos dados convertidos** é realizada através de ferramentas analíticas. Fogliatto *et al.* (2000) descrevem ferramentas para o cálculo do vetor peso e para o cálculo da razão de consistência dos dados obtidos nas matrizes de comparações. Um vetor peso traz as intensidades do atributo convertidas em uma escala de 0 a 1; cada vetor corresponde a uma amostra na matriz julgamento. A partir dos pesos, pode-se determinar a pontuação das amostras em termos de intensidade do atributo sendo avaliado. A razão de consistência

fornece uma medida de eficiência dos painelistas. Tanto o vetor peso como a razão de consistência são calculados a partir da matriz julgamento.

Similar à análise quantitativa descritiva, o método IPC fornece dados quantitativos, os quais podem ser utilizados na construção de modelos matemáticos. O método IPC permite medir a eficiência dos painelistas através do cálculo da razão de consistência. Com esta informação, o líder do painel consegue avaliar a efetividade das práticas de treinamento de painelistas, ou combinar avaliações de diferentes painelistas utilizando como pesos os seus resultados de consistência. Outra vantagem deste método é a forma como os painelistas realizam a avaliação, marcando posições sobre uma escala ao invés de utilizarem notas; segundo Stone *et al.* (1974) *apud* Fogliatto *et al.* (2000), os painelistas costumam apresentar um melhor desempenho avaliando amostras desta forma. Uma outra vantagem deste método, citada por Fogliatto & Albin (2001), é que ele reduz a tendência central de utilização da escala, já que todas as amostras são apresentadas simultaneamente. Quando os produtos são apresentados dois a dois para avaliação, os painelistas não conhecem a totalidade dos produtos a serem avaliados e tendem a manter suas avaliações no centro da escala, reservando os extremos da escala a amostras de intensidade mais intensa, ainda por serem apresentadas no teste. Uma limitação do IPC citada por Fogliatto & Albin (2001) é a de que os painelistas devem limitar-se a avaliar um número pequeno de amostras, para reduzir o efeito da fadiga sobre as avaliações.

## 2.4 Otimização Multivariada

Muitos processos industriais e produtos são avaliados por mais de uma característica de qualidade. Para selecionar o melhor projeto e os melhores parâmetros de operação é necessário considerar todas as medidas de qualidade simultaneamente, o que é conhecido por otimização multivariada (Ribeiro *et al.*, 2000). Para Chiao & Hamada (2001), analisar separadamente experimentos multivariados pode levar a recomendações conflitantes em relação aos níveis dos fatores importantes, porque um nível de um fator pode melhorar uma VR e piorar outra. Além disso, quando as correlações entre as VRs são ignoradas, pode-se deixar de encontrar ajustes dos parâmetros que simultaneamente melhorem a qualidade das VRs.

Segundo Wurl & Albin (1999), otimizar processos de manufatura em relação a apenas uma variável em muitos casos levará a valores não ótimos das características que não foram consideradas. É desejável encontrar a otimização global ou o melhor compromisso entre as características do produto simultaneamente. Vários métodos quantitativos têm sido desenvolvidos para combinar as respostas múltiplas em funções únicas e procurar encontrar o compromisso ótimo. Por compromisso ótimo entende-se encontrar níveis de operação dos parâmetros de projeto de tal modo que cada característica do produto esteja o mais próximo possível de seu valor ideal.

Segundo Carlyle *et al.* (2000), muitos problemas em controle estatístico e melhoria da qualidade envolvem aplicações de metodologias de otimização. Normalmente, o contexto do problema envolve um modelo de um sistema, e então se utilizam técnicas de otimização para determinar valores para os parâmetros do sistema que resultam nas melhores medidas para a eficiência do sistema. Como em qualquer problema de otimização, a dificuldade surge não em resolver o problema em si, mas selecionar um modelo que represente com acurácia a relação real expressada pelos dados. A otimização global pode ser realizada através do uso de uma função objetivo.

Folgiatto (1999) e Ribeiro *et al.* (2000) arranjam em três grupos os métodos de obtenção da otimização multivariada: (i) métodos relacionados com a metodologia de superfície de resposta (MSR); (ii) métodos relacionados com a função preferência; e (iii) métodos relacionados com a teoria de projetos robustos de Taguchi (1986).

A MSR é citada por Carlyle *et al.* (2000) como sendo uma conexão óbvia entre projetos de experimentos e otimização. Segundo os autores a MSR, que foi introduzida por Box & Wilson (1951), é uma coleção de técnicas estatísticas, procedimentos empíricos de construção de modelos e métodos de otimização utilizados por engenheiros, estatísticos, cientistas e outros especialistas de processos para obter condições ótimas de operação de processos. De acordo com Fogliatto (1999) uma das limitações da MSR é que seu uso fica restrito a otimizações que consideram até duas variáveis de resposta. Dentre os trabalhos que utilizam a MSR para resolver problemas de otimização multivariada podem-se citar: Myers & Carter (1973), Myers *et al.* (1992) e Lucas (1994).

A função preferência foi inicialmente proposta por Harrington (1965) e posteriormente foi trabalhada por Derringer & Suich (1980). De acordo com Kros & Mastrangelo (2001) a função preferência é uma função multiplicativa. Segundo Carlyle *et al.* (2000) a função preferência é o método mais popular para otimização multivariada. A função preferência como função objetivo para resolução de problemas de otimização multivariada tem sido utilizada por diversos autores; entre eles, pode-se citar: Del Castillo *et al.* (1996), Fogliatto *et al.* (1999), Fogliatto & Albin (2000) e Das (1999).

Segundo Carlyle *et al.* (2000), no início dos anos 80 o interesse renovado por experimentos estatisticamente planejados foi catalisado para o problema de projetos de parâmetros robustos e para o projeto e métodos de análise propostos por Taguchi.

Dentre os trabalhos na literatura que se relacionam com a teoria do projeto robusto de Taguchi para a resolução de problemas de otimização pode-se citar: Oh (1988), Yum & Ko (1991), Elsayed & Chen (1993), Pignatiello (1993), Caten (1995), Ribeiro & Elsayed (1995), Pasa (1996), Echeveste (1997), Ames *et al.* (1997), Vining (1998), Ribeiro *et al.* (2000), Antony (2001), Chiao & Hamada (2001), Kros & Mastrangelo (2001).

De acordo com Ames *et al.* (1997), os primeiros experimentos planejados utilizando a função perda de Taguchi, para otimização multivariada foram realizados em 1984. No início de 1994 em torno de 500 trabalhos já haviam utilizado esta função. A função perda tem provado ser adequada e flexível para problemas de desenvolvimento de produto e de melhoria de processos.

O trabalho de Layne (1995) apresenta uma comparação entre três funções objetivos para a realização de otimização multivariada. As funções objetivos comparadas são a função perda, a

função preferência de Harrington (1965) e a função distância de Khuri & Conlon (1981). Segundo Layne (1995), a função perda e a função preferência são de fácil entendimento, intuitivamente lógicas e permitem ao usuário atribuir pesos às VR pela sua importância. Entretanto, estas funções objetivo não levam em consideração a correlação que possa existir entre as VRs.

Fogliatto & Albin (2001) e Fogliatto *et al.* (1999) propõem a Otimização Hierárquica Multivariada (que é baseada no Método de Análise Hierárquica de Saaty (1980) o qual é utilizado para decisões qualitativas), uma metodologia que otimiza experimentos que incluem VR avaliadas subjetivamente, tais como variáveis sensoriais. A metodologia considera uma variedade de fatores, como a importância relativa das VRs, a capacidade de avaliação dos painelistas, além de diferentes critérios de otimização, tais como minimizar a distância do alvo e a variância das variáveis de resposta. O método apresentado por Fogliatto & Albin (2001) é particularmente importante no contexto da presente dissertação, já que a otimização descrita no Capítulo 4 inclui uma variável de degradação, de avaliação subjetiva.

Fogliatto & Albin (2000) utilizam como critério de otimização a variância de predição, diferente de critérios típicos de otimização como a minimização da distância do alvo e da variância.

Fogliatto *et al.* (1999) afirmam que a Otimização Hierárquica Multivariada é o único método que pode manter quantitativos (medidos objetivamente) dados como os provindos de painéis sensoriais (que são quantitativos, mas não são medidos objetivamente). Esta metodologia leva em consideração uma variedade de fatores, incluindo a importância relativa das VRs, a capacidade dos painelistas e um critério de otimização que minimiza a distância do alvo das VRs e a variância. Considerar as diferenças entre painelistas significa, por exemplo, que a variância da VR (avaliação) do painalista sobre várias repetições é uma medida de sua precisão como num instrumento de medição, o que permite dar mais peso aos painelistas que são precisos. O resultado final desta metodologia é um peso para cada tratamento considerado. Os pesos podem ser modelados como uma função de FCs utilizando regressão. Então os valores ótimos dos FCs podem ser determinados para maximizar o peso. Este trabalho apresenta um ponto de interesse para esta dissertação, que é o cálculo dos vetores peso para as matrizes de comparação dos atributos, que é realizado com base no coeficiente de variação (CV).

Ribeiro & Elsayed (1995) combinam os métodos de Oh (1988) e Pignatiello (1993). De acordo com Wurl & Albin (1999), essa combinação produz um método que não apenas evita as variações das variáveis de resposta, mas também encontra os parâmetros do processo os quais são mais insensíveis às flutuações das variáveis de projeto. A metodologia geral de otimização apresentada por Ribeiro & Elsayed (1995) está centrada em uma modificação da função de perda de Taguchi. A função perda de Ribeiro & Elsayed (1995) como função objetivo para a realização de otimização multivariada é utilizada nos trabalhos de: Caten (1995), Pasa (1996), Echeveste (1997) e Ribeiro *et al.* (2000). Devido a importância da função perda para esta dissertação, ela é detalhada na sequência.

Para Ribeiro & Elsayed (1995), comumente, com a otimização os engenheiros visam atingir múltiplos objetivos: (i) minimizar os desvios do alvo; (ii) minimizar a variabilidade; e (iii) maximizar a robustez às flutuações dos parâmetros do processo. Os alvos são os valores ideais para cada característica de qualidade. Minimizar os desvios do alvo significa produzir unidades com características o mais próximo possível do valor ideal. A variabilidade (ruído) é causada pelo efeito dos fatores não controláveis. Minimizar a variabilidade ou maximizar a robustez ao ruído, significa produzir unidades insensíveis aos efeitos dos fatores não controláveis. Os fatores controláveis, isto é, as variáveis de processo ou do produto que são modificadas durante a produção ou execução do experimento, são difíceis de serem mantidos em níveis fixos. Por este motivo é desejável desenvolver processos e produtos robustos as flutuações destes parâmetros.

Para atingir estes três objetivos, Ribeiro & Elsayed (1995) apresentam um método de otimização que realiza a otimização multivariada, baseados na função perda quadrática multivariada. Considera-se um experimento multivariado onde se tem  $J$  VR com  $j = 1, \dots, J$ ;  $I$  combinações de tratamentos com  $i = 1, \dots, I$ , e  $K$  FC com  $k = 1, \dots, K$ . O vetor  $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_k]$  dá os diferentes ajustes dos FCs.

A função perda quadrática multivariada, proposta por Ribeiro & Elsayed (1995), é dada pela equação (2.10).

$$\hat{Z}(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^J w_j \left[ \left( \hat{Y}_j(\mathbf{x}) - \tau_j \right)^2 + \hat{\sigma}_j^2(\mathbf{x}) + \sum_{k=1}^K \sigma_k^2 \left( \frac{\delta \hat{Y}_j(\mathbf{x})}{\delta X_k} \right)^2 \right] \quad \text{equação (2.10)}$$

Onde:  $\hat{Z}(\mathbf{x})$  - perda correspondente ao ajuste  $\mathbf{x}$  do vetor de FC;

$\hat{Y}_j(\mathbf{x})$  - valor esperado da  $j$ -ésima VR para o ajuste  $\mathbf{x}$  do vetor de FC;

$w_j$  - fator de importância e correção de escala correspondente a  $j$ -ésima VR;

$\tau_j$  - valor-alvo para a  $j$ -ésima VR;

$\hat{\sigma}_j$  - estimativa do desvio padrão da  $j$ -ésima VR para o ajuste  $\mathbf{x}$  do vetor de FC;

$\hat{\sigma}_k$  - estimativa do desvio padrão do fator controlável  $k$ .

O primeiro termo desta função objetivo avalia os desvios do alvo, o segundo termo avalia a variabilidade dos fatores de ruído ou fatores não controláveis e o terceiro termo avalia as flutuações dos FCs. Desta forma esta função objetivo incorpora os três pontos de interesse dos engenheiros da qualidade, que são: desvios do alvo, robustez ao ruído, e robustez às flutuações dos parâmetros do processo (Ribeiro & Elsayed, 1995).

## CAPÍTULO 3

### 3 MÉTODO DE OTIMIZAÇÃO EXPERIMENTAL

Para manter seus produtos no mercado com os níveis demandados de qualidade, empresas industriais necessitam de ferramentas eficazes para o desenvolvimento e otimização de produtos. A qualidade do produto conforme percebida pelo consumidor e seu prazo de garantia são determinantes no momento da compra.

O prazo de garantia de um produto pode ser definido, em estudos de confiabilidade, através da estimação de sua taxa de falha e vida útil esperada. Estudos de confiabilidade, todavia, podem demandar tempo e recursos financeiros excessivos. Para contornar esse problema, propõe-se, nesta dissertação, o estudo de confiabilidade no contexto de uma otimização experimental. Através da otimização, maximizam-se simultaneamente as características de qualidade (CQs) demandas pelo cliente e a vida útil do produto.

Com base na revisão bibliográfica realizada sobre Projetos de Experimentos, Confiabilidade, Avaliação Sensorial e Otimização, consolidou-se um método para otimização multivariada de experimentos. O método proposto, fundamentado em métodos já existentes para otimização multivariada, contempla situações onde variáveis de degradação (medidas através de avaliação sensorial) são incluídas entre as variáveis de resposta (VRs) do experimento. O método proposto permite a modelagem da vida útil de produtos baseado em dados de degradação obtidos de testes acelerados e a definição do prazo de garantia.

Em trabalhos sobre otimização multivariada, as VRs selecionadas são variáveis de processo e de produto; ver, por exemplo, Caten (1995), Ribeiro & Elsayed (1995), Pasa (1996), Echeveste (1997), Ames *et al.* (1997), Vining (1998), Ribeiro *et al.* (2000), Antony (2001) e Kros & Mastrangelo (2001). Dentre os trabalhos que utilizam variáveis de confiabilidade como VR em experimentos planejados, pode-se citar Colosimo *et al.* (1999), no qual a VR é o tempo até a falha; nos trabalhos de Yu & Tseng (1999) e Chiao & Hamada (2001), a VR é a degradação de uma determinada característica de um produto.

Na avaliação da vida útil do produto, propõe-se o uso de uma VR que mensura a sua degradação. Avalia-se, assim, a redução no desempenho do produto antes de sua falha. A VR de degradação pode ser avaliada sob condições de uso extremas, através da utilização de fatores de aceleração (em procedimentos de testes acelerados), o que permite reduzir ainda mais o tempo dos ensaios.

O método de otimização proposto nesta dissertação é constituído das etapas de:

- (i) Caracterização do problema: organizar e documentar as informações existentes sobre o caso em estudo; estabelecendo os objetivos do estudo, identificando as CQs e as VRs que as representam; definir o sistema de medição das VRs, inclusive o da VR de degradação que pode ser realizada por avaliação sensorial (Meilgaard et al., 1991 e Fogliatto, 1997); listar os parâmetros do processo (PPs) que influenciam as VRs, bem como seus intervalos de investigação.
- (ii) Planejamento e execução do experimento: elaborar a matriz causa  $x$  efeito do QFD – *Quality Function Deployment* (Akao, 1990) para priorizar os fatores controláveis (FCs), baseados na intensidade de relacionamento com a VR, na facilidade de ajuste; definir o número de níveis e possíveis interações entre os FCs, definir os fatores mantidos constantes e os de ruído; planejar, executar e analisar os experimentos segundo os princípios do DOE – *Design of Experiments* - Projeto de Experimentos (Montgomery, 1997); considerar a execução de testes acelerados para reduzir o tempo de execução dos experimentos (Nelson, 1990 e Meeker & Hahn, 1985);
- (iii) Modelagem das VRs: modelar, pela média e pela variância, as múltiplas VRs do produto associadas a qualidade e degradação, utilizando modelos de regressão múltipla (Seber, 1984);
- (iv) Otimização: utilizar a Função Perda Quadrática Multivariada apresentada em Elsayed & Ribeiro, (1995) para definir os níveis dos FCs que minimizam a função perda;
- (v) Modelagem da vida útil e definição do prazo de garantia: definir para a VR de degradação o fator de estresse ( $X$ ) e a matriz experimental, realizar testes de degradação acelerada com o produto otimizado para obter dados que serão utilizados na modelagem da vida útil do produto (Nelson, 1990 e Elsayed, 1996); definir o prazo de garantia.

No Quadro 3.1, as etapas do método de otimização experimental são apresentadas esquematicamente.

Quadro 3.1 Método de otimização experimental proposto.

<p><b>Etapa 1</b> <b>Caracterização do Problema</b></p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Estabelecer os objetivos do estudo;</li> <li>• Identificar as CQs:             <ul style="list-style-type: none"> <li>• Essenciais para o sucesso do produto;</li> <li>• Definidas pelas tendências do mercado;</li> <li>• Relacionadas com a durabilidade do produto;</li> </ul> </li> <li>• Identificar as VRs que melhor representam as CQs;</li> <li>• Definir para as VRs:             <ul style="list-style-type: none"> <li>• Importância relativa;</li> <li>• Sistemática de medição (para a VR degradação, utilizar avaliação sensorial)</li> <li>• Valores alvo;</li> <li>• Especificações;</li> </ul> </li> <li>• Identificar os PPs que podem influenciar as VRs e seus intervalos de investigação.</li> </ul>
<p><b>Etapa 2</b> <b>Planejamento e Execução do Experimento</b></p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Elaborar a matriz causa/efeito do QFD:             <ul style="list-style-type: none"> <li>• Definindo a intensidade dos relacionamentos entre PPs e VRs;</li> <li>• Definindo a facilidade de ajuste dos PPs;</li> <li>• Calculando o IP dos PPs;</li> <li>• Definindo os FCs em função do IP revisto;</li> </ul> </li> <li>• Definir o número de níveis dos FCs de acordo com o tipo de relacionamento linear ou não linear, entre FCs e VRs;</li> <li>• Definir as interações entre os FCs de interesse da investigação;</li> <li>• Definir os fatores mantidos constantes;</li> <li>• Definir os fatores de ruído;</li> <li>• Definir as restrições experimentais;</li> <li>• Definir os testes acelerados;</li> <li>• Escolher o modelo experimental e o número de repetições;</li> <li>• Executar o experimento conforme planejado.</li> </ul>
<p><b>Etapa 3</b> <b>Modelagem Individual das VRs</b></p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Modelar individualmente cada VR em função dos FCs:             <ul style="list-style-type: none"> <li>• modelando a média e a variância.</li> </ul> </li> </ul>
<p><b>Etapa 4</b> <b>Otimização</b></p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Definir a função objetivo de acordo com os objetivos do estudo;</li> <li>• Definir os níveis dos FCs que maximizam ou minimizam a função objetivo.</li> </ul>
<p><b>Etapa 5</b> <b>Modelagem da Vida Útil e Definição do Prazo de Garantia</b></p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Definir a VR que avalia a vida útil (degradação) e sua sistemática de medição;</li> <li>• Planejar o teste acelerado, definindo na forma do teste e no plano experimental:             <ul style="list-style-type: none"> <li>• a VR de degradação que avalia vida útil;</li> <li>• as condições de teste que simulam as condições reais de uso;</li> <li>• a forma de aplicação da carga;</li> <li>• o tipo de censura;</li> <li>• as variáveis de estresse da VR;</li> <li>• os níveis do fator de estresse;</li> <li>• a proporção de alocação em cada nível;</li> <li>• o tamanho da amostra;</li> </ul> </li> <li>• Realizar os testes acelerados;</li> <li>• Modelar a vida útil para a VR degradação em função do fator de estresse (<math>X</math>);</li> <li>• Construir o intervalo de confiança (IC) para os valores previstos de <math>Y</math>;</li> <li>• Definir <math>Y = Y_0</math> limite aceitável acima do qual o produto é substituído;</li> <li>• Definir o nível do fator de estresse (<math>X</math>) cujo limite superior do IC seja <math>Y_0</math>;</li> <li>• Definir o prazo de garantia</li> </ul>

Uma versão simplificada do método de otimização foi apresentada por Caten (1995) e aplicada na otimização de massa de azulejos cerâmicos e na otimização de um processo de fundição. O método aqui proposto amplia o método proposto em Ribeiro *et al.* (2000), aplicado no contexto de uma otimização de mistura de borracha, onde foram analisados fatores de processo e ingredientes da mistura. A aplicação em Ribeiro *et al.* (2000) não contemplava variáveis de confiabilidade e a definição do prazo de garantia, sendo esta a contribuição principal do método aqui proposto.

As etapas iniciais dos métodos de otimização pesquisados se compõem de etapas baseadas no roteiro apresentado no capítulo 2 (item 2.1.1) desta dissertação. Essas etapas iniciais seguem as diretrizes de Coleman & Montgomery (1993), Werkema & Aguiar (1996b) e Montgomery (1997). Na etapa que se refere a otimização propriamente dita, alguns métodos diferem em relação a função objetivo utilizada para otimizar os resultados obtidos. Algumas funções objetivo, que podem ser utilizadas para a otimização, são citadas no capítulo 2 (item 2.4) desta dissertação.

Na seqüência, são apresentadas em maiores detalhes as etapas do método de otimização experimental proposto nesta dissertação.

### **3.1 Caracterização do problema**

Nesta etapa são estabelecidos, pela equipe de trabalho, os objetivos do estudo e definidas as metas e sistemáticas para sua verificação. A equipe de trabalho deve dirigir seus esforços na identificação das CQ de interesse do mercado e na definição de variáveis de resposta (VR) diretamente relacionadas a essas CQ. Para tanto, recomendam-se equipes multifuncionais cujos integrantes possuam familiaridade com o produto e seu processo de fabricação.

Na maioria dos produtos, as principais CQ requeridas pelo cliente correspondem àquelas essenciais para o sucesso do produto. Um segundo grupo de CQ podem ser aquelas que são definidas por tendências do mercado; clientes comparam produtos concorrentes baseados nestas características. Tais CQ podem estar baseadas em descobertas tecnológicas ou idéias inovadoras. Um produto de boa qualidade deve atender a todas essas CQ, além de ser duradouro. Falhas no produto como um todo ou em algumas de suas CQ essenciais dentro de seu período de vida planejado geram insatisfação no cliente. Tal período é definido em estudos de Confiabilidade. Se, por outro lado, o desempenho das CQ do produto degrada conforme esperado, o produto é identificado como de boa durabilidade, o que aumenta sua aceitação junto aos consumidores.

Com as CQ identificadas, definem-se as VRs a serem utilizadas no estudo experimental, associadas a cada CQ. Para selecionar uma boa VR, é sugerido que se inicie com metas de engenharia. É importante lembrar que as VRs devem quantificar objetivamente as CQ, mesmo que as vezes estas tenham aspectos vagos e subjetivos.

Com as VRs já eleitas, definem-se suas especificações, bem como seus valores alvo e suas importâncias relativas (IRs), que devem ser definidas de acordo com os requisitos dos clientes. A escolha da sistemática de medição da VR deve ser feita neste momento, levando em consideração se as variáveis são quantitativas ou qualitativas. Sempre que possível recomenda-se a escolha de VRs quantitativas. As unidades e escalas das variáveis quantitativas dependem do tipo de equipamento utilizado para sua medição. As variáveis qualitativas requerem um tratamento diferenciado em relação as quantitativas, pois comumente são medidas através de atributos sensoriais. Isto significa dizer que os atributos sensoriais deverão ser transformados de tal forma que se possa quantificá-los e analisá-los.

Uma vez escolhidas as VRs, listam-se todos os PPs que podem influenciá-las e define-se qual é o intervalo de estudo desses PPs. O intervalo de investigação dos PPs deve ser escolhido cuidadosamente com o objetivo de investigar toda a região de interesse.

De acordo com a relação esperada entre os PPs e VRs, pode-se determinar o número de níveis em que cada fator controlável (FC) será explorado. Relacionamentos lineares são modelados por FCs investigados a dois níveis; relacionamentos não lineares, entretanto, requerem três ou mais níveis para serem modelados. Uma estratégia eficiente para iniciar a experimentação é utilizar um projeto de dois níveis e adicionar um ponto central para verificar efeitos não lineares. No caso desse efeito ser significativo, o experimento é expandido para contemplar no mínimo três níveis para cada FC.

## **3.2 Planejamento e execução do experimento**

Para planejar e executar um experimento industrial é necessário que a equipe técnica, na etapa de caracterização do problema, identifique os PPs com maior probabilidade de influenciar a qualidade dos itens produzidos. Dentre os possíveis PPs, a equipe técnica deve definir aqueles a serem alterados durante o experimento; estes são os fatores controláveis (FCs) do experimento.

Para definir os FCs que serão estudados no experimento, pode-se utilizar uma matriz causa e efeito semelhante as matrizes do QFD. A análise de causa  $x$  efeito pode facilitar o entendimento do problema e possíveis causas que o influenciam. As causas são os parâmetros

de produto / processo (PPs) e os efeitos são VRs do produto / processo. Um esquema desta matriz é apresentado na Figura 3.1.

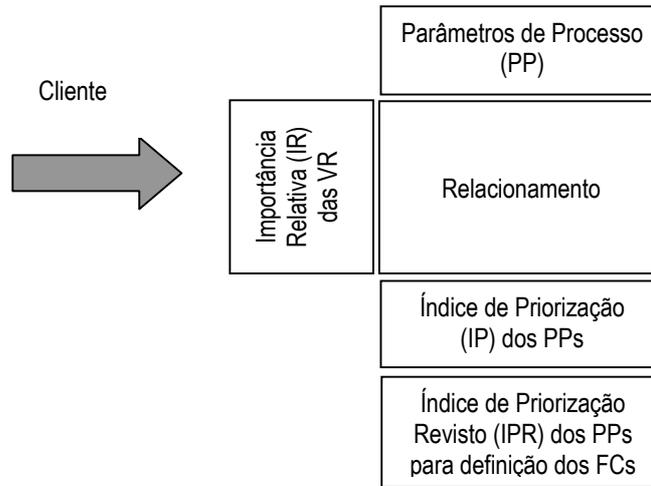


Figura 3.1 Matriz do QFD para escolha dos fatores controláveis.

Adaptação de Ribeiro *et al.* (2000).

A definição dos FCs é realizada com base no índice de priorização revisto (*IPR*), obtido da seguinte forma:

- Identificar os PPs que afetam as VRs;
- Quantificar a intensidade do relacionamento  $R_{ij}$  entre  $VR_i$  e  $PP_j$ , utilizando “0” para nenhuma relação e “9” para um relacionamento forte;
- Obter o  $IP_j$  através da equação (3.1);

$$IP_j = \sum_{i=1}^I (IR_i \times R_{ij}) \quad , j = 1, \dots, J \quad \text{equação (3.1)}$$

Onde:  $IP_j$  - é o índice de priorização do *j-ésimo* PP;

$IR_i$  - é a importância relativa da *i-ésima* VR;

$R_{ij}$  - é a intensidade de relacionamento entre o *j-ésimo* PP e a *i-ésima* VR;

- Definir a dificuldade de ajuste (DA) para cada PP durante a execução do experimento; a DA pode ser quantificada utilizando-se uma escala com valores entre 1 e 20, onde 1 representa um ajuste fácil, 10 representa um ajuste muito difícil e 20 representa um ajuste impossível;
- Obter o  $IPR_j$  através da equação (3.2):

$$IPR_j = \frac{IP_j}{DA_j} \quad \text{equação (3.2)}$$

Onde:  $IPR_j$  - é o índice de priorização revisto do *j-ésimo* PP;

$IP_j$  - é o índice de priorização do *j-ésimo* PP;

$DA_j$  - é a dificuldade de ajuste do  $j$ -ésimo PP;

A dificuldade de ajuste dos níveis dos PPs determina o grau de restrição à aleatorização. A ordem dos ensaios pode ser completamente aleatorizada durante a execução do experimento quando os PPs apresentam níveis de fácil ajuste. Quando os PPs apresentam níveis difíceis de ajustar, os ensaios com os mesmos níveis são conservados em blocos.

Com o *IPR*, define-se a ordem de priorização dos PPs. Os PPs com valores maiores de *IPR* são escolhidos para FCs do experimento.

Parâmetros não alterados no experimento devem ser mantidos fixos ou constantes, para reduzir o erro experimental. Fatores de ruído, responsáveis pelo erro experimental, também devem ser identificados com vistas à diminuição de seus efeitos sobre as VRs. O número de rodadas no experimento deve ser definido considerando restrições financeiras e técnicas.

Para que um experimento se realize de forma eficiente, é importante empregar métodos científicos no seu planejamento. Ribeiro *et al.* (2000) sugerem o uso de três critérios para direcionar a escolha do projeto experimental e seu número de repetições: (i) o número de FCs; (ii) o tipo de relacionamento entre os FCs e as VRs, e (iii) a facilidade do ajuste do níveis dos FCs.

Uma família especial de *design* experimental adequada para estudar, de forma eficiente e econômica, o efeito conjunto de vários FCs sobre as VRs são os experimentos fatoriais (Werkema & Aguiar, 1996b). Esse tipo de experimento é detalhado no capítulo 2 (item 2.1.2) desta dissertação.

A existência de um grande número de FCs leva a experimentos fatoriais onde um grande número de combinações deve ser testado. Segundo Chiao & Hamada (2001), projetos fatoriais fracionados são utilizados quando um grande número de fatores deve ser estudado em um número relativamente pequeno de rodadas experimentais.

A escolha de projetos fatoriais fracionados depende dos efeitos das interações entre os FCs que se deseja investigar. Com esta informação pode-se definir quais os efeitos (interações) que podem ficar confundidos em experimentos fatoriais fracionados, definindo o modelo estatístico. Um planejamento experimental adequado deve incorporar o melhor compromisso entre custo e informação, para além de fornecer resultados válidos estatisticamente, ser prático de executar.

No planejamento da execução de experimentos sob condições aceleradas, além das observações até aqui feitas, deve-se levar em consideração a situação específica do teste

acelerado. Para alguns produtos, a aceleração pode ser feita utilizando o produto mais intensamente do que o normal, aumentando seu tempo de uso. Entretanto, tal compressão de tempo não é possível para produtos que usualmente requerem uso constante; nestes casos o teste deve ser conduzido em níveis de estresse maiores do que as condições de uso normal, como por exemplo, o aumento da temperatura normal de uso. Meeker & Hahn (1985) apresentam em seu trabalho aspectos importantes no planejamento e execução de testes acelerados, citados no capítulo 2 (item 2.2.2) desta dissertação.

A execução do procedimento de coleta de dados deve seguir cuidadosamente o roteiro planejado. Monitorar o progresso do experimento é importante nesta etapa, pois erros de procedimento podem anular a sua validade. Dados auxiliares e modificações feitas sobre o planejamento inicial na etapa de execução devem ser registradas (Werkema & Aguiar, 1996a).

### **3.3 Modelagem individual das variáveis de resposta**

A modelagem individual das VRs em função dos FCs possibilita um maior conhecimento do produto/processo. A partir dos resultados de um experimento, pode-se obter modelos de regressão relacionando as VRs aos FCs. Os modelos de regressão podem ser para valores médios observados em cada tratamento experimental ou a variância observada em cada tratamento, no caso de experimentos com múltiplas realizações de um mesmo tratamento. A modelagem da média permite otimizar as VRs quanto aos seus valores-alvo. A modelagem da variância visa maximizar a robustez do produto, reduzindo a sensibilidade do produto a variações nos fatores de ruído. Diferentes tipos de regressão podem ser utilizados nesta etapa.

Os modelos obtidos estimam as VRs considerando exclusivamente os termos que apresentam efeito significativo. A modelagem dos dados do experimento também permite estimar o valor das VRs para níveis intermediários dos FCs. Uma descrição da utilização da análise de regressão em um contexto de otimização multivariada é apresentada no capítulo 2 (item 2.1.3) desta dissertação.

### **3.4 Otimização**

Uma vez identificados os modelos de regressão para as VRs, deve-se selecionar uma função objetivo que permita a sua otimização simultânea. A otimização simultânea implica numa solução conciliatória que pondere as importâncias relativas de cada VR sobre o produto final.

Quando se deseja otimizar experimentos multivariados, pode-se utilizar diferentes funções objetivo, algumas das quais são citadas no capítulo 2 (item 2.4) desta dissertação. Para Ribeiro *et al.* (2000), diferentes funções objetivo consideram critérios diferentes e, portanto, podem levar a resultados diferentes. Assim, na escolha da função objetivo a ser utilizada, é essencial determinar o critério de otimização a ser considerado.

Nesta etapa, sugere-se o uso de uma simplificação da função de perda quadrática multivariada, apresentada em Ribeiro & Elsayed (1995), como função objetivo para otimização simultânea das VRs do experimento. A função perda permite otimizar múltiplas variáveis de resposta, atribuindo-se pesos a cada uma delas de acordo com a opinião da equipe técnica. O modelo geral da função perda quadrática é apresentado no capítulo 2 (item 2.4). O modelo simplificado contempla várias VRs considerando apenas a minimização dos desvios do alvo, ou seja, o quanto o valor esperado para a VR está desviado do seu valor alvo. A simplificação aqui proposta é dada pela equação (3.3):

$$\hat{Z}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^I w_i \left[ \left( \hat{Y}_i(\mathbf{x}) - \tau_i \right)^2 \right] \quad \text{equação (3.3)}$$

A variável  $\hat{Z}(\mathbf{x})$  representa a perda financeira incorrida toda vez que uma VR desvia-se do seu valor alvo. O fator de importância e correção de escala  $w_i$ , na Tabela 3.1, considera a importância relativa  $IR_i$  de cada VR e normaliza os desvios do alvo, para que todas as VRs possam ser diretamente comparáveis entre si.

O fator de importância e correção de escala  $w_i$  é calculado utilizando as expressões da Tabela 3.1, conforme o tipo de VR e seus respectivos valores alvo  $\tau_i$ , o limite superior (LS) e o limite inferior (LI), e conforme a importância relativa  $IR_i$  de cada VR.

Tabela 3.1 Expressões para determinação de  $w_i$ .

Tipo de VR	Maior é melhor	Menor é melhor	Nominal é melhor
Expressão para $w_i$	$w_i = \frac{IR_i}{(\tau_i - LI)^2}$	$w_i = \frac{IR_i}{(LS - \tau_i)^2}$	$w_i = \frac{IR_i}{[(LS - LI)/2]^2}$

Fonte: Caten & Pizzolato (2001).

Após a utilização da função perda como função objetivo, obtém-se o ajuste ótimo, ou seja, os níveis dos FCs, que minimizam a função perda.

### 3.5 Modelagem da vida útil e definição do prazo de garantia

A etapa da modelagem da vida útil do produto é realizada após a otimização, ou seja, a vida útil é modelada para o produto otimizado, fabricado segundo o melhor ajuste dos FCs. O

produto otimizado pode ser submetido a testes acelerados para reduzir o tempo de realização dos ensaios para a modelagem da vida útil.

Para modelar a vida útil, define-se, primeiramente, a VR que avalia a vida útil do produto, caso o produto não apresente falhas pode-se avaliar a queda do seu desempenho através de uma variável de degradação.

Para definir a sistemática de medição da VR de degradação, a avaliação do produto exposto aos diferentes níveis de estresse pode ser feita como citado no item 3.2.1 deste capítulo, utilizando-se conceitos de avaliação sensorial, quando esta for qualitativa.

Define-se o fator de estresse ( $X$ ), aquele responsável por acelerar a degradação do produto, bem como seus níveis. A definição dos níveis de estresse deve ser feita baseada nas condições de uso do produto, evitando um valor muito distante das condições normais de uso, pois isso pode produzir modos de falha indesejáveis e não representativos da operação do produto nas condições de projeto. O capítulo 2 (itens 2.2.1 e 2.2.2) apresenta importantes informações sobre a definição dos níveis de estresse, tipos de cargas, cuidados e outros pontos importantes que devem ser levados em consideração no planejamento de testes acelerados.

Com os dados obtidos do teste de degradação acelerado, é possível modelar a vida útil do produto em função do fator de estresse ( $X$ ), utilizando-se de análise de regressão. Uma vez conhecido o modelo para estimativa da vida útil define-se o prazo de garantia do produto. O prazo de garantia é definido: (i) construindo o intervalo de confiança (IC) para os valores previstos da VR de degradação  $Y$ ; (ii) estabelecendo um valor limite aceitável para a VR de degradação ( $Y$ ) acima da qual o produto deve ser substituído ( $Y = Y_o$ ); (iii) identificando o valor do fator de estresse ( $X$ ) cujo limite superior do intervalo de confiança é o valor limite  $Y_o$ .

A definição do prazo de garantia é realizada com base na a modelagem dos dados da vida útil do produto. É importante lembrar que a política de prazos de garantia de uma empresa é uma relação entre as expectativas de confiabilidade e as expectativas financeiras da empresa. O prazo de garantia pode ser um forte aspecto de *marketing* de produto, caso a política de prazos de garantia seja adequadamente definida em função do conhecimento da vida útil do produto.

## **CAPÍTULO 4**

### **4 ESTUDO DE CASO**

Este capítulo apresenta a aplicação do método de otimização experimental descrito no capítulo 3. O estudo de caso foi realizado em uma empresa multinacional, fabricante e fornecedora de equipamentos e serviços agropecuários em âmbito mundial. A empresa possui divisões nos Estados Unidos, China, Holanda, Malásia, México e África do Sul. No Brasil, a empresa está instalada no interior do estado do Rio Grande do Sul, onde foi realizado o presente estudo de caso. As fábricas operam em tempo integral, processando 45 mil toneladas de aço galvanizado anualmente, gerando em torno de 165 milhões de cm de espirais condutoras e moldando 720 milhões de gramas de plástico em diversas formas. Na fábrica no Rio Grande do Sul, onde é fabricada grande parte da sua linha de produtos, a empresa processa materiais por estampagem, usinagem, injeção de plástico, extrusão, soldagem e processos especiais, dentre outros.

A divisão de manuseio, armazenagem e secagem de grãos produz: silos, transportadores e secadores. Atualmente a empresa fabrica modelos para o armazenamento de grãos, modelos de secadores portáteis, controlados por computador; chaminés e torres de secagem; sistemas de secagem de primeira linha; ventiladores; aquecedores e uma completa seleção de equipamentos para manuseio de grãos, assim como seus acessórios. O mercado internacional da empresa no armazenamento e secagem de grãos, e nos equipamentos de manuseio engloba 70 países nos cinco continentes.

A divisão avícola da empresa produz controles ambientais, distribuição de rações e sistema de alimentação e alojamento de avicultura. Para a regulação ambiental, a empresa oferece ventiladores, aquecedores, telas, controladores climáticos eletrônicos, sistemas de condução

*flex-flow*, coletores e descarregadores, tanques e escalas de plataforma, tanques para carga e ração, que oferecem uma distribuição confiável de ração, assim como sua estocagem. O sistema de chocagem foi integrado em 1995, para dar uma alternativa completa de incubação para frangos e perus. São projetados para as altas exigências do mercado tanto para frango, quanto para peru. A empresa produz ainda equipamentos controladores de ar, ventiladores, resfriadores, evaporadores, aquecedores, umidificadores, *boilers*, compressores de ar, portas de circulação, lavadoras de pressão, bandejas e carrinhos de transporte, sistema de dejetos a vácuo, tabuleiros para pintos.

A divisão de equipamentos para suínos da empresa produz equipamento de alimentação e produção para suínos, assim como equipamentos de ventilação e aquecimento. A empresa fabrica ainda, alimentadores e aplicadores de medicamentos, alimentador por conta-gotas, sistema de ambientação para porcos, ventilação eletrônica, monitores de suprimento de ração e de água, cortina automática, tanques e reservatórios de ração, condutores flexíveis e acessórios. Produz uma variedade de itens em plástico injetável e de assistência para o uso na limpeza dos dejetos.

O produto abordado neste estudo de caso é fabricado por injeção de plástico, sendo destinado à criação de suínos. O produto é utilizado na “maternidade”, local onde a fêmea tem os filhotes e permanece amamentando-os por um determinado período. O processo de injeção de plástico do produto estudado consiste numa máquina injetora de plástico (que é apresentada esquematicamente na Figura 4.1), onde é colocada a matéria-prima em forma de grãos. A matéria-prima é aquecida a uma temperatura tal que permita que ela seja injetada no molde de injeção, que tem o formato do produto final. Posteriormente esta ferramenta de injeção é aberta para permitir a saída do produto injetado.

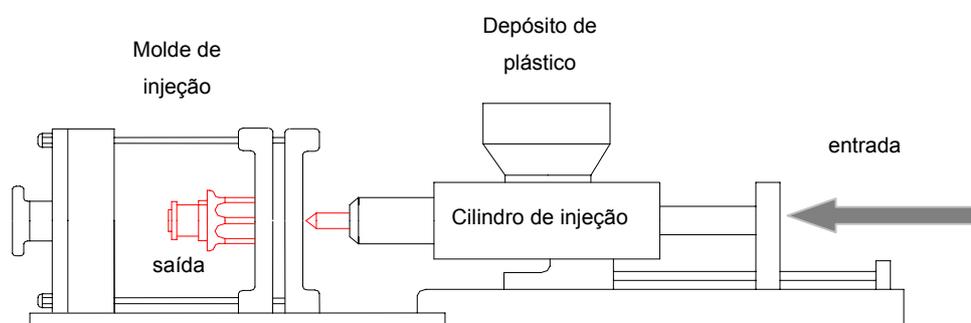


Figura 4.1 Representação esquemática de uma máquina injetora de plástico.

O estudo de caso é apresentado na sequência de acordo com as etapas do método proposto no capítulo 3 desta dissertação.

## 4.1 Caracterização do problema

Na Tabela 4.1 são apresentadas informações acerca das características dos produtos da concorrência, concorrentes diretos do produto em estudo. As características analisadas são o percentual de eteno, percentual de talco, fluidez e dureza. Os valores apresentados na Tabela 4.1 foram obtidos a partir de ensaios laboratoriais realizados com os produtos concorrentes. As notas de desempenho associadas aos produtos concorrentes foram atribuídas com base em sua posição no mercado, considerando aspectos como tradição da marca e desempenho reconhecido do produto.

Tabela 4.1 Parâmetros e características dos produtos da concorrência.

Concorrentes	% Eteno	% Talco	Índice Fluidez (g/10 min)	Dureza (HRC)	Nota Desempenho
1	8	0	7,65	72,9	7
2	6	0	13,51	66,8	6
3	-	0	2,7	95,3	10
4	-	0	2,34	62	8
5	6	0	14,73	-	6
6	-	0	2,07	90,3	9,5
7	-	0	2,82	94,1	10
8	11	1,5	8,47	92	9

A partir do conhecimento do mercado, a equipe técnica da empresa definiu as características de qualidade (CQ) consideradas importantes para o bom desempenho do produto.

Na otimização deste produto, as CQ de interesse para o cliente foram identificadas por um grupo de trabalho multifuncional, formado por funcionários dos setores de projeto, de processo e de atendimento ao cliente. CQ foram avaliadas quanto à sua importância, tendo como base o conhecimento do grupo multifuncional, além de demandas definidas pelos clientes. As CQ foram traduzidas em variáveis de resposta (VRs), que tiveram definidos seus valores-alvo e especificações, bem como sua importância relativa percentual que vêm apresentados na Tabela 4.2.

As VRs eleitas estão relacionadas com as CQ demandadas pelo cliente para o produto de estudo. A VR Desempenho avalia a demanda de resistência ao desgaste do produto em uso normal; ela mede como a superfície do produto se degrada com o decorrer do tempo e se este apresenta escamações em sua superfície. A importância dessa VR deve-se ao fato que como o produto é utilizado na criação de animais, deve ser de fácil limpeza para garantir a sanidade do ambiente. Se o produto apresentar escamações além do definido, sua superfície será de difícil limpeza, permitindo assim a formação de um ambiente inadequado para a permanência

do animal. Os valores alvo e os limites de especificação para a VR Desempenho foram atribuídos após sua medição através de avaliação sensorial, utilizando os dados provindos dos testes de degradação acelerado. A VR custo atende a demanda de oferecer ao cliente um produto de qualidade com um preço adequado. A VR Dureza está correlacionada com a VR Desempenho; uma superfície que apresente dureza dentro da faixa definida tem menor possibilidade de sofrer escamações. As VRs relacionadas ao impacto, da mesma forma como a dureza, estão correlacionadas com a VR desempenho; uma superfície que tenha maior resistência ao impacto que o animal faz sobre ela tem menor possibilidade de sofrer escamações.

Dentre as VRs listadas acima, uma diz respeito à queda de desempenho ou degradação do produto. Tal VR está diretamente relacionada à robustez e estabilidade do produto ao longo do tempo, ou seja, à sua confiabilidade. VRs de desempenho/degradação podem ser variáveis objetivamente mensuráveis ou variáveis sensoriais, avaliadas somente através de mensuração subjetiva (Faccioni, 2000). A VR desempenho deste estudo de caso pertence à segunda categoria. A avaliação do produto quanto à degradação provocada pelo seu uso intensificado (isto é, em condições aceleradas) é feita através de inspeção visual.

Tabela 4.2 Variáveis de resposta que representam as características de qualidade.

Variáveis de Resposta (VR)	Importância Relativa (%)	Valor Alvo	Limite Superior de Especificação	Limite Inferior de Especificação	Tipo
Desempenho	26,14	0,106	---	0,026	Mm
Custo (R\$/m <sup>2</sup> )	21,70	28,24	29,14	---	mm
Dureza (HRC)	19,52	94	---	50,86	Mm
Impacto (A) carga máxima (kN)	16,98	1,887	---	0,724	Mm
Impacto (B) deflexão carga máxima(mm)	7,82	1,498	4,278	---	mm
Impacto (C) energia carga máxima (J)	7,82	3,083	---	0,495	Mm

Legenda: Mm – maior é melhor / mm – menor é melhor.

Fonte: Pizzolato *et al.* (2001).

Uma vez definidas as VRs que devem ser otimizadas no experimento, a equipe técnica identificou os parâmetros de processo (PPs) que poderiam afetá-las.

## 4.2 Planejamento e execução do experimento

A intensidade do relacionamento entre as VRs e os PPs foram quantificadas utilizando uma escala crescente de relação de 0 a 9, onde 0 é o valor correspondente à falta de relação entre variáveis e parâmetros, e 9 indica relacionamento máximo. Os valores obtidos no caso de estudo, referentes a essa avaliação de relacionamento, estão apresentados na Tabela 4.3.

As linhas da matriz na Tabela 4.3 trazem as VRs. Nas colunas da matriz da Tabela 4.3, tem-se os parâmetros de processo (PPs) que interferem nas VRs; os valores máximos e mínimos ali listados referem-se a regulagens de máquina possíveis e quantidade de material que pode ser adicionado à mistura. O índice de priorização (IP) fornece a informação de quais os parâmetros, considerando importância e relacionamento entre as VRs e os PPs, são prioritários neste processo de otimização. O IP revisto (IPR) considera, além da importância e do relacionamento entre as VRs, também a facilidade de ajuste (FA) dos PPs. Com esta última informação, tem-se a priorização final e a escolha dos PPs que serão controlados no experimento.

Baseado nos IPR foi definida a ordem de importância dos PPs; foram selecionados quatro fatores a serem investigados que serão alterados propositalmente no experimento, denominados fatores controláveis (FC), que são: Tempo de resfriamento ( $X_1$ ), Temperatura do fluido ( $X_2$ ), Percentual de elastômero ( $X_3$ ) e Percentual de talco ( $X_4$ ). Os parâmetros de processo mantidos constantes no experimento são: Velocidade de Injeção e Pressão de injeção.

Tabela 4.3 Matriz de relacionamento entre variáveis de resposta e parâmetros de processo.

Variáveis de Resposta (VR)	Parâmetros de Processo								
	Pressão de Injeção	Velocidade de Injeção	Gabarito	% Elastômero	% Talco	Temperatura do Fluido	Tempo de Resfriamento	Temperatura do Molde	Temperatura Ambiente
Desempenho	1	1	0	2	2	3	0	9	0
Custo (R\$/m <sup>2</sup> )	0	3	0	9	9	2	9	1	0
Dureza (HRC)	0	0	0	3	9	0	0	0	0
Impacto (A) p/ carga máx. (kN)	1	0	0	9	3	0	1	0	0
Impacto (B) p/ deflexão (mm)	1	0	0	9	3	0	1	0	0
Impacto (C) p/ energia (J)	1	0	0	9	3	0	1	0	0
Valor máximo	170	1200	sem	5	3	250	90	50	-
Valor mínimo	0	300	com	0	0	210	70	20	-
Unidade Medida	Bar	mm/s	-	%	%	°C	s	°C	°C
Índice Priorização (IP)	50	75	5	415	403	128	136	314	0
Ordem Priorização	-	-	-	1°	2°	5°	4°	3°	-
Facilidade Ajuste (FA)	7	7,5	10	4,5	4,5	3	3	8	20
IP revisto (IPR)	7	10	1	92	90	43	45	39	0
Ordem Priorização	-	-	-	1°	2°	4°	3°	5°	-
Fatores Selecionados	-	-	-	X	X	X	X	-	-
Efeito Quadrático	-	-	-	S	S	N	N	-	-
Nível fatores fixos	60	1200	com	-	-	-	-	-	-

Fonte: Pizzolato *et al.* (2001).

Uma vez definidos o número de FCs e seus respectivos intervalos de investigação, foi escolhido o projeto experimental. O experimento escolhido foi um projeto fatorial 2<sup>4</sup> completo, ou seja, quatro fatores investigados e apenas dois níveis. Foi adicionado um ponto

central, onde níveis intermediários dos FCs são testados, para verificar a falta de ajuste dos dados a um modelo linear. A matriz experimental que contempla um projeto  $2^4$  mais o ponto central é apresentada na Tabela 4.4.

Tabela 4.4 Matriz experimental executada – níveis reais e níveis codificados.

Rodada	Fatores Fixos		Fatores Controláveis (FC)				FC Codificados				Fatores Ruído	
	Pressão Injeção (bar)	Velocidade Injeção (mm/s)	(X <sub>1</sub> ) Tempo Resfriamento (s)	(X <sub>2</sub> ) Temperatura Fluido (°C)	(X <sub>3</sub> ) % Elastômero	(X <sub>4</sub> ) % Talco	(X <sub>1</sub> ) Tempo Resfriamento (s)	(X <sub>2</sub> ) Temperatura Fluido (°C)	(X <sub>3</sub> ) % Elastômero	(X <sub>4</sub> ) % Talco	Temperatura Molde (°C)	Temperatura dia (°C)
1	60	1200	70	209	0	0	-1	-1	-1	-1	24,8	9
2			90	210	5	3	1	-1	1	1	24,5	10
3			70	251	5	3	-1	1	1	1	23,3	11
4			90	253	0	0	1	1	-1	-1	26,2	11
5			70	212	5	0	-1	-1	1	-1	25,3	15
6			90	210	0	3	1	-1	-1	1	24,4	15
7			70	255	0	3	-1	1	-1	1	28	16
8			90	251	5	0	1	1	1	-1	27,4	16
9			80	231	2,5	1,5	0	0	0	0	29,3	15
10			90	211	0	0	1	-1	-1	-1	26,6	13
11			70	210	5	3	-1	-1	1	1	27,5	13
12			70	250	0	0	-1	1	-1	-1	31,4	12
13			90	250	5	3	1	1	1	1	27,5	12
14			70	210	0	3	-1	-1	-1	1	27	9
15			90	210	5	0	1	-1	1	-1	25,5	8
16			70	250	5	0	-1	1	1	-1	27,8	7
17			90	250	0	3	1	1	-1	1	27,8	6

Fonte: Pizzolato *et al.* (2001).

Para o caso em estudo, não foram realizadas repetições das rodadas experimentais devido à inviabilidade econômica e à dificuldade de interromper a produção para a realização dos ensaios. A aleatorização dos ensaios deu-se de forma direcionada a espalhar o efeito do fator de ruído temperatura do dia, a fim de que ele não fique confundido com a temperatura do fluido.

Uma vez rodados os tratamentos experimentais, obtiveram-se peças a serem analisadas quanto às VRs listadas na Tabela 4.2. Ensaios para medição de cada VR foram realizados utilizando equipamentos específicos. A análise da VR Desempenho foi realizada colocando-se os corpos de prova em um dispositivo desenvolvido para acelerar o processo de degradação. Uma vez submetidas à degradação, em intensidades pré-estabelecidas, as peças foram submetidas a uma avaliação visual para determinar o seu estado de degradação. Essa avaliação visual foi realizada inicialmente comparando-se as peças com uma peça padrão e, posteriormente, transformando-se essa comparação em uma escala de intensidade numérica. O dispositivo e a forma de análise estão descritos no item 4.3.4.

### 4.3 Modelagem individual das variáveis de resposta

No presente estudo de caso, utilizou-se regressão linear múltipla na modelagem das médias das VRs. A análise de regressão linear múltipla estuda o comportamento da variável de resposta em função dos fatores que foram alterados no experimento. Somente fatores significativos ( $p < 0,10$ ) foram incluídos nos modelos. Os coeficientes de determinação ( $R^2$ ) permitem avaliar o quanto o modelo de regressão consegue explicar da variabilidade existente na VR. Os dados obtidos nos ensaios das VRs Dureza, Custo e Impacto são mostrados na Tabela 4.5. Os dados da VR Desempenho são mostrados no item 4.3.4.

Tabela 4.5 Dados das variáveis de resposta utilizados para análise.

Rodada Experimental	Dureza (HRC) medida 1	Dureza (HRC) medida 2	Dureza (HRC) medida 3	Dureza (HRC) medida 4	Custo (R\$/m <sup>2</sup> )	Impacto A (kN)	Impacto B (mm)	Impacto C (J)
1	51,7	49,4	50,8	49,9	28,19	1,42	3,76	3,09
2	49,2	50,2	49,9	48,7	29,03	0,86	3,76	3,01
3	52,8	57,6	51,4	53,3	28,67	2,01	2,13	2,27
4	58,5	58,5	61,0	59,0	28,76	2,12	2,55	2,82
5	65,9	60	61,7	62,3	28,46	1,42	2,27	1,79
6	54,5	70,3	78,7	66,5	28,98	1,41	2,77	2,24
7	67,1	69,1	69,7	68,7	28,41	1,62	2,29	1,79
8	71,8	71,5	66,8	75,2	29,04	1,70	2,40	2,17
9	69,2	74,4	77,6	74,7	28,72	0,97	3,64	2,14
10	74,5	67	63,9	75,9	28,76	0,96	4,88	2,84
11	63,7	69,6	67,2	68,6	28,67	1,03	1,68	0,86
12	71,1	72,9	71,7	66,1	28,19	1,38	2,43	1,79
13	72,4	66,6	63,2	61,6	29,03	0,99	1,59	0,76
14	75,2	76	67,2	63,2	28,41	1,71	1,53	1,24
15	71,3	70,5	72,0	68,6	29,04	1,67	2,06	1,70
16	71,9	75,1	78,1	70,2	28,46	2,15	2,38	2,70
17	73,4	72,3	73,2	76,1	28,98	0,97	1,42	0,65

A representação gráfica do efeito dos FCs significativos sobre as VRs em um experimento costuma auxiliar na interpretação dos efeitos e na identificação do ajuste ótimo dos FCs. As representações gráficas para as VRs do estudo de caso são apresentadas em cada item respectivo.

#### 4.3.1 Variável de resposta Dureza (HRC)

Os ensaios de dureza foram realizados em equipamento próprio, pela empresa fornecedora da matéria-prima que compõe o produto. Na realização do ensaio foram feitas quatro medidas da variável de resposta dureza para cada amostra. Na Tabela 4.6, são apresentados os resultados da análise de regressão para a VR Dureza.

Tabela 4.6 Análise de regressão linear múltipla para a variável de resposta Dureza.

Parâmetros	Coef.	Erro padrão	Estatística <i>t</i>	Valor - <i>p</i>
Interseção	65,85	0,558099	117,992	0,0000
(X <sub>2</sub> ) temperatura	1,78	0,575275	3,09091	0,0030
(X <sub>1</sub> X <sub>4</sub> ) tempo × talco	-1,11	0,575275	-1,92299	0,0591
(X <sub>3</sub> X <sub>4</sub> ) elastômero × talco	-4,47	0,575275	-7,77346	0,0000
(X <sub>1</sub> X <sub>2</sub> X <sub>3</sub> ) tempo × temperatura × elastômero	2,65	0,575275	4,60649	0,0000
(X <sub>1</sub> X <sub>2</sub> X <sub>4</sub> ) tempo × temperatura × talco	4,98	0,575275	8,65347	0,0000

O modelo obtido pela rotina de regressão foi:

$$Y_{\text{dureza}} = 65,85 + 1,78X_2 - 1,11X_1X_4 - 4,47X_3X_4 + 2,65X_1X_2X_3 + 4,98X_1X_2X_4 \quad \text{equação (4.1)}$$

O coeficiente de determinação do modelo na equação (4.1) é  $R^2 = 73,25\%$  e o erro padrão da estimação é 3,32. Na análise da regressão linear múltipla para a VR Dureza, foram identificados como significativos os efeitos: temperatura do fluido (X<sub>2</sub>); interação tempo × talco (X<sub>1</sub>X<sub>4</sub>), interação elastômero × talco (X<sub>3</sub>X<sub>4</sub>), interação tempo × temperatura × elastômero (X<sub>1</sub>X<sub>2</sub>X<sub>3</sub>) e interação tempo × temperatura × talco (X<sub>1</sub>X<sub>2</sub>X<sub>4</sub>), ilustrados no Anexo I.

### 4.3.2 Variável de resposta Custo (R\$/m<sup>2</sup>)

A variável de resposta custo foi obtida através do cálculo do custo para cada combinação dos FCs, segundo a equação (4.2).

$$Y_{\text{custo}} = 28,69 + 0,11X_3 + 0,08X_4 + 0,26X_1 \quad \text{equação (4.2)}$$

Os fatores que afetam o custo são: tempo de resfriamento (X<sub>1</sub>); elastômero (X<sub>3</sub>); e talco (X<sub>4</sub>).

### 4.3.3 Variável de resposta Impacto

Os ensaios da VR impacto foram realizados em equipamento próprio, pela empresa fornecedora da matéria-prima que compõe o produto. Este ensaio foi sub-dividido em três VRs, devido à necessidade técnica e a forma com que a máquina de impacto media esta grandeza. Estas VRs são: Carga Máxima dada em kilo-newtons (kN), Deflexão da Carga Máxima, dada em milímetros (mm), e Energia de Carga Máxima, dada em joules (J).

#### 4.3.3.1 Impacto da carga máxima (kN)

Na Tabela 4.7 é apresentada a análise de regressão da VR Impacto da carga máxima.

Tabela 4.7 Análise de regressão linear múltipla da variável de resposta Impacto da carga máxima.

Parâmetros	Coef.	Erro padrão	Estatística <i>t</i>	Valor <i>p</i>
Interseção	1,43	0,082789	17,3295	0,0000
(X <sub>1</sub> ) tempo	-0,13	0,085337	-1,50871	0,1595
(X <sub>2</sub> ) temperatura	0,15	0,085337	1,80167	0,0990
(X <sub>4</sub> ) talco	-0,14	0,085337	-1,62589	0,1323
(X <sub>1</sub> X <sub>4</sub> ) tempo × talco	-0,14	0,085337	-1,62589	0,1323
(X <sub>1</sub> X <sub>2</sub> X <sub>3</sub> ) tempo × temperatura × elastômero	-0,15	0,085337	-1,75772	0,1066

O modelo obtido pela rotina de regressão foi:

$$Y_{carga\_máxima} = 1,43 - 0,13X_1 + 0,15X_2 - 0,14X_4 - 0,14X_1X_4 - 0,15X_1X_2X_3 \quad \text{equação (4.3)}$$

O coeficiente de determinação do modelo na equação (4.3) foi  $R^2 = 55,82\%$  e o erro padrão da estimação é 0,22. Na análise da regressão linear múltipla para a VR Impacto da carga máxima, foram identificados como significativos os efeitos: tempo de resfriamento (X<sub>1</sub>); temperatura do fluido (X<sub>2</sub>); talco (X<sub>4</sub>); Interação tempo × talco (X<sub>1</sub>X<sub>4</sub>) e interação tempo × temperatura × elastômero (X<sub>1</sub>X<sub>2</sub>X<sub>3</sub>), ilustrados no Anexo I. Para o modelo desta VR foram considerados como significativos termos com valor de *p* até 0,16 por consenso da equipe técnica de trabalho.

#### 4.3.3.2 Impacto deflexão da carga máxima (mm)

Na Tabela 4.8 é apresentada a análise de regressão da VR Impacto deflexão da carga máxima.

Tabela 4.8 Análise de regressão linear múltipla da variável de resposta Impacto deflexão da carga máxima.

Parâmetros	Coef.	Erro padrão	Estatística <i>t</i>	Valor <i>p</i>
Interseção	2,56	0,159714	16,036	0,0000
(X <sub>2</sub> ) temperatura	-0,34	0,16463	-2,09561	0,0601
(X <sub>4</sub> ) talco	-0,35	0,16463	-2,1108	0,0585
(X <sub>1</sub> X <sub>2</sub> ) tempo × temperatura	-0,34	0,16463	-2,08802	0,0608
(X <sub>2</sub> X <sub>4</sub> ) elastômero × talco	0,35	0,16463	2,14876	0,0548
(X <sub>2</sub> X <sub>3</sub> X <sub>4</sub> ) temperatura × elastômero × talco	-0,33	0,16463	-1,98931	0,0721

O modelo obtido pela rotina de regressão foi:

$$Y_{deflexao} = 2,56 - 0,34X_2 - 0,35X_4 - 0,34X_1X_2 + 0,35X_3X_4 - 0,33X_2X_3X_4 \quad \text{equação (4.4)}$$

O coeficiente de determinação do modelo na equação (4.4) foi  $R^2 = 66,44\%$  e o erro padrão da estimação é 0,38. Na análise da regressão linear múltipla para a VR Impacto deflexão da carga máxima, foram identificados como significativos os efeitos: temperatura do fluido (X<sub>2</sub>), ilustrado na Figura 4.2; talco (X<sub>4</sub>), ilustrado na Figura 4.3; interação tempo × temperatura

( $X_1X_2$ ) ilustrada na Figura 4.4; interação elastômero  $\times$  talco ( $X_3X_4$ ), ilustrada na Figura 4.5, e interação temperatura  $\times$  elastômero  $\times$  talco ( $X_2X_3X_4$ ), ilustrada na Figura 4.6. A representação gráfica dos efeitos principais dos fatores sobre as VR possibilita visualizar o comportamento do fator independentemente dos níveis dos demais fatores.

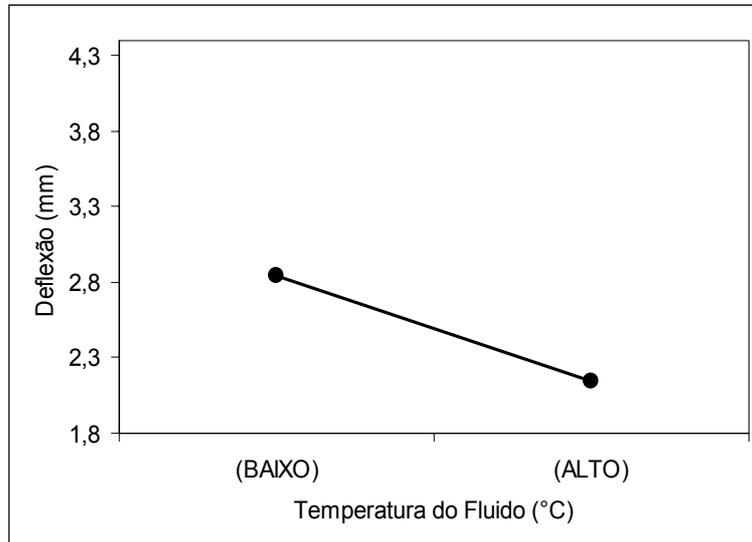


Figura 4.2 Representação gráfica do efeito do fator Temperatura do Fluido ( $X_2$ ) sobre a variável de resposta Impacto deflexão da carga máxima.

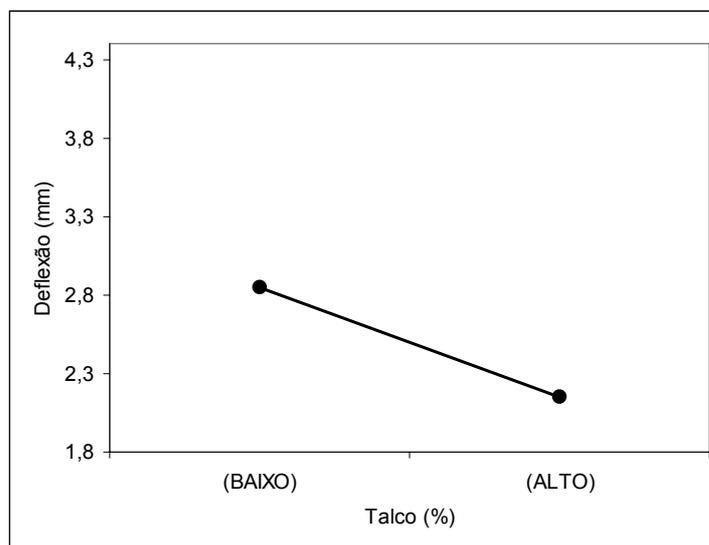


Figura 4.3 Representação gráfica do efeito do fator Talco ( $X_4$ ) sobre a variável de resposta Impacto deflexão da carga máxima.

A representação gráfica dos efeitos das interações de dois fatores mostra o comportamento de um fator levando em consideração o nível do outro fator.

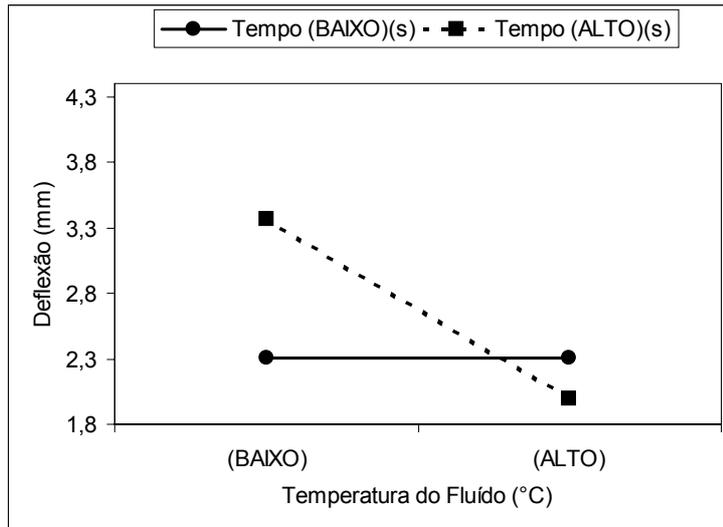


Figura 4.4 Representação gráfica do efeito da interação entre os fatores Tempo de Resfriamento (X<sub>1</sub>) e Temperatura do Fluido (X<sub>2</sub>) sobre a variável de resposta Impacto deflexão da carga máxima.

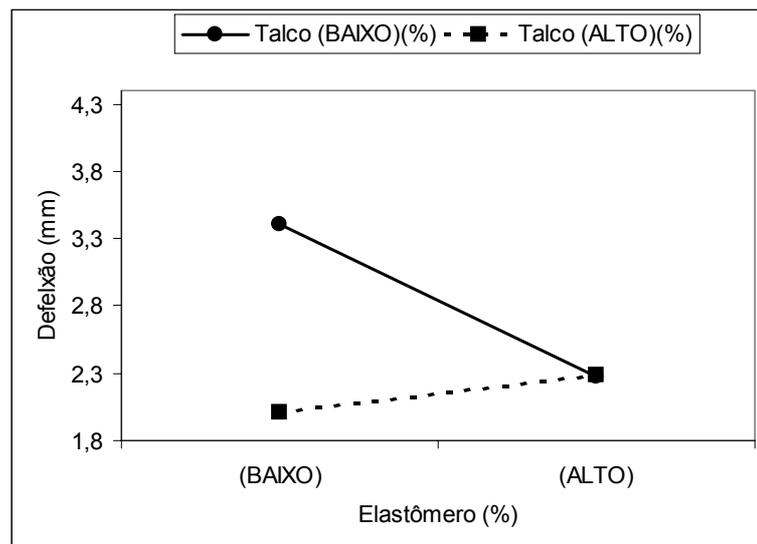


Figura 4.5 Representação gráfica do efeito da interação entre os fatores Elastômero (X<sub>3</sub>) e Talco (X<sub>4</sub>) sobre a variável de resposta Impacto deflexão da carga máxima.

A representação gráfica da interação de três fatores exige uma explicação específica de sua leitura, pois esta não é direta como nos gráficos de um e de dois fatores. Os gráficos da Figura 4.6, por exemplo, mostram que no efeito da interação temperatura × elastômero × talco, quando se tem níveis baixos dos fatores temperatura e talco, se o elastômero aumentar o Impacto para a deflexão da carga máxima diminui; em contrapartida, se a variável temperatura estiver em um nível baixo e talco e um nível alto, se o elastômero aumentar, o Impacto para a deflexão da carga máxima aumenta.

Ainda comentando o gráfico da Figura 4.6, no efeito da interação temperatura  $\times$  elastômero  $\times$  talco, para a temperatura em nível alto e o talco em nível baixo, se o elastômero aumentar o Impacto para a deflexão da carga máxima diminui; em contrapartida, se a variável temperatura estiver em um nível alto e talco e um nível alto, se o elastômero aumentar, o Impacto para a deflexão da carga máxima se mantém o mesmo. As demais figuras que apresentam representações gráficas de interações de três fatores no Anexo I, podem ser analisadas de maneira análoga.

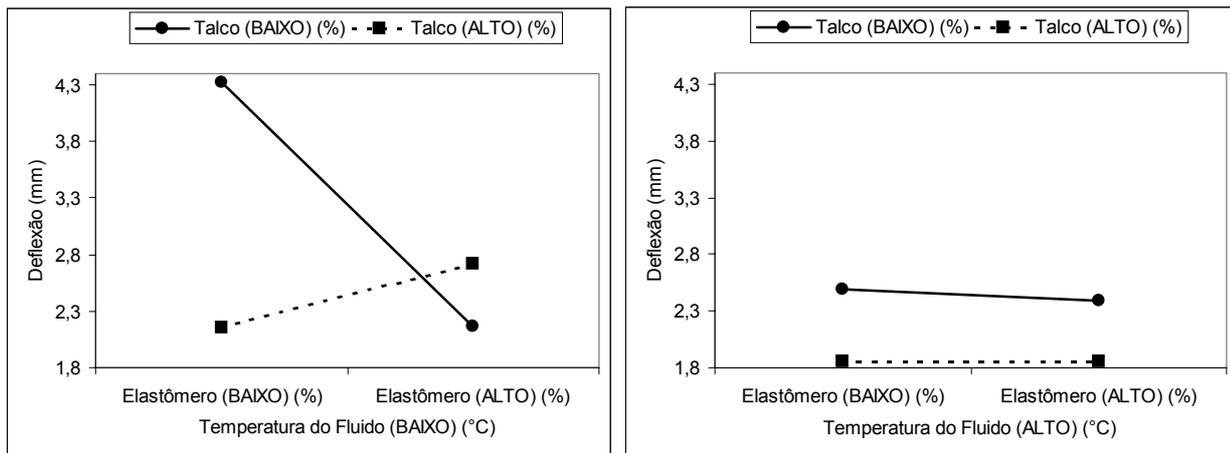


Figura 4.6 Representação gráfica do efeito da interação entre os fatores Temperatura do Fluido ( $X_2$ ), Elastômero ( $X_3$ ) e Talco ( $X_4$ ) sobre a variável de resposta Impacto deflexão da carga máxima.

#### 4.3.3.3 Impacto energia da carga máxima (J)

Na Tabela 4.9 é apresentada a análise de regressão da VR Impacto energia da carga máxima.

Tabela 4.9 Análise de regressão linear múltipla da variável de resposta Impacto energia carga máxima.

Parâmetros	Coef.	Erro padrão	Estatística $t$	Valor $p$
Interseção	1,99	0,04134	48,1795	0,0000
( $X_2$ ) temperatura	-0,11	0,04261	-2,6694	0,0371
( $X_4$ ) talco	-0,38	0,04261	-8,9175	0,0001
( $X_1 X_2$ ) tempo $\times$ temperatura	-0,31	0,04261	-7,2748	0,0003
( $X_2 X_3$ ) temperatura $\times$ elastômero	0,18	0,04261	4,2534	0,0054
( $X_2 X_4$ ) temperatura $\times$ talco	-0,12	0,04261	-2,8434	0,0294
( $X_3 X_4$ ) elastômero $\times$ talco	0,20	0,04261	4,6347	0,0036
( $X_1 X_2 X_3$ ) tempo $\times$ temperatura $\times$ elastômero	-0,20	0,04261	-4,7521	0,0032
( $X_1 X_2 X_4$ ) tempo $\times$ temperatura $\times$ talco	-0,41	0,04261	-9,7389	0,0001
( $X_1 X_3 X_4$ ) tempo $\times$ elastômero $\times$ talco	0,14	0,04261	3,1973	0,0187
( $X_2 X_3 X_4$ ) temperatura $\times$ elastômero $\times$ talco	-0,16	0,04261	-3,6667	0,0105

O modelo obtido pela rotina de regressão foi:

$$Y_{energia} = 1,99 - 0,11X_2 - 0,38X_4 - 0,31X_1X_2 + 0,18X_2X_3 - 0,12X_2X_4 + 0,20X_3X_4 - 0,20X_1X_2X_3 - 0,41X_1X_2X_4 + 0,14X_1X_3X_4 - 0,16X_2X_3X_4 \quad \text{equação (4.5)}$$

O coeficiente de determinação do modelo na equação (4.5) foi  $R^2 = 98,20\%$  e o erro padrão da estimação é 0,09. Na análise da regressão linear múltipla da VR Impacto energia da carga máxima, foram identificados como significativos os efeitos: temperatura do fluido ( $X_2$ ); talco ( $X_4$ ); interação tempo  $\times$  temperatura ( $X_1X_2$ ), interação temperatura  $\times$  elastômero ( $X_2X_3$ ), interação temperatura  $\times$  talco ( $X_2X_4$ ), interação elastômero  $\times$  talco ( $X_3X_4$ ), interação tempo  $\times$  temperatura  $\times$  elastômero ( $X_1X_2X_3$ ); Interação tempo  $\times$  temperatura  $\times$  talco ( $X_1X_2X_4$ ); Interação tempo  $\times$  elastômero  $\times$  talco ( $X_1X_3X_4$ ) e Interação temperatura  $\times$  elastômero  $\times$  talco ( $X_2X_3X_4$ ), ilustrados no Anexo I.

#### 4.3.4 Variável de resposta Desempenho

A VR Desempenho foi medida utilizando-se um dispositivo desenvolvido para simular, de forma acelerada, o processo de degradação; a degradação medida é o desgaste da superfície do produto que fica em contato com o animal – seu aspecto visual.

Para realizar o teste, o produto foi colocado no dispositivo, a um nível fixo e constante de estresse, com o objetivo de acelerar a degradação do produto. O dispositivo, apresentado na Figura 4.7, constitui-se de um tambor rotativo. Os corpos de prova foram fixados nas paredes do dispositivo e, dentro do tambor, em contato com os corpos de prova, foram colocados objetos que simulam a ação degradante das patas dos animais sobre o produto, mediante rotação do tambor. A quantidade e o tipo de material colocado dentro do dispositivo para simular a degradação foram definidos pela equipe técnica, baseada no tamanho médio dos animais que utilizam o produto em campo, e na forma de incidência do peso do animal sobre o produto.

A Figura 4.8 ilustra uma peça submetida a degradação acelerada no dispositivo. Após as peças sofrerem tal degradação, elas foram avaliadas visualmente quanto ao seu desempenho. Essa avaliação visual foi realizada, inicialmente, comparando-se cada peça com uma amostra designada elemento de controle e, posteriormente, transformando-se essa comparação em uma escala de intensidade numérica. A avaliação realizada no produto degradado é a VR que mede o desempenho do produto.



Figura 4.7 Dispositivo utilizado para a realização dos testes de degradação acelerados.



Figura 4.8 Peça submetida à degradação acelerada no dispositivo.

As avaliações das peças submetidas a degradação acelerada foram registradas em planilhas como a apresentada na Tabela 4.10. Os registros das avaliações encontram-se no Anexo II.

A amostra 1 foi designada elemento de controle; desta forma, todas as outras amostras foram avaliadas comparando-as com este elemento de controle. O resultado desta comparação foi, em relação ao desempenho da amostra, igual, melhor ou pior que o elemento de controle. As avaliações para a situação de “pior”, “melhor” ou “igual” a amostra elemento de controle foi feita utilizando-se uma escala com nove valores.

Tabela 4.10 Registro das avaliações do desempenho

Amostra	Avaliador							
	Pior			Igual	Melhor			
1								
2								
3								
4								
5								
6								
7								
8								
9								
10								
11								
12								
13								
14								
15								
16								
17								

Para transformar a avaliação de cada avaliador numa escala de intensidade numérica, fez-se uma equivalência de acordo com a posição demarcada pelo avaliador, conforme apresentado na Tabela 4.11. Dessa forma obteve-se a nota equivalente (Ne) que cada avaliador atribuiu para cada amostra, estes valores são mostrados na Tabela 4.12.

Tabela 4.11 Equivalência da avaliação do desempenho

Pior (mais degradado)				Igual	Melhor (menos degradado)			
1/8	1/6	1/4	1/2	1	2	4	6	8

As notas atribuídas por cada avaliador após a equivalência foram normalizadas para que seus valores ficassem entre 0 e 1. As notas de cada avaliador normalizadas foram analisadas e foi obtido um modelo de regressão. Este modelo de regressão gerou para cada avaliador um  $R^2_{ajustado}$ , que foi utilizado como critério de ponderação para os avaliadores, pois eles discordavam relativamente a algumas amostras. Fogliatto *et al.* (1999) utiliza como critério de ponderação o coeficiente de variação (CV), conforme citado no capítulo 2 (item 2.4) desta dissertação.

Para obter a nota ponderada para cada amostra utilizou-se a equação (4.6):

$$Np_{Avj/ai} = \frac{Nn_{Avj/ai}}{w_{Ne}Av_j} = \frac{Ne_{Avj/ai} / \sum Ne_{Avj/ai}}{R_{ajus}^2 Av_j / \sum R_{ajus}^2 Av_j / a_i} \quad \text{equação (4.6)}$$

Para  $i = 1, \dots, 17$  e  $j = 1, \dots, 6$ .

Onde:  $Np_{Avj/ai}$  = Nota ponderada do  $j$ -ésimo avaliador para a  $i$ -ésima amostra.

$Nn_{Avj/ai}$  = Nota normalizada do  $j$ -ésimo avaliador para a  $i$ -ésima amostra.

$w_{Ne}Av_j$  = Peso para as notas dadas pelo  $j$ -ésimo avaliador.

$Ne_{Avj/ai}$  = Nota equivalente do  $j$ -ésimo avaliador para a  $i$ -ésima amostra.

$\sum Ne_{Avj/ai}$  = Somatório das notas equivalentes dadas pelo  $j$ -ésimo avaliador para cada  $i$ -ésima amostra.

$R_{ajus}^2 Av_j$  = Coeficiente de determinação ajustado do  $j$ -ésimo avaliador.

$\sum R_{ajus}^2 Av_j / a_i$  = Somatório dos coeficientes de determinação ajustados do  $j$ -ésimo avaliador considerando cada  $i$ -ésima amostra.

Para obter o vetor composto ponderado (VCP) para cada amostra, a  $Np$  de cada avaliador foi somada por amostra, obtendo-se, assim, os resultados apresentados na coluna da direita da Tabela 4.12.

A Tabela 4.12 apresenta a transformação das notas dadas pelos avaliadores 1 e 2 para a VR Desempenho, bem como o VCP considerando todos os avaliadores, o qual foi utilizado para a obtenção do modelo de regressão da VR Desempenho. O resultado da transformação das notas dadas pelos avaliadores 3, 4, 5 e 6 é apresentado no Anexo III.

Tabela 4.12 Transformação da variável de resposta Desempenho

Amostra	Avaliador 1			Avaliador 2			....	Vetor composto ponderado (VCP)
	Nota dada equivalente (Ne)	Nota normalizada (Nn)	Nota ponderada (Np)	Nota dada equivalente (Ne)	Nota normalizada (Nn)	Nota ponderada (Np)	.....	
1	1,000	0,097	0,022	1,000	0,077	0,017	...	0,109
2	0,250	0,024	0,005	0,500	0,039	0,008	...	0,031
3	0,250	0,024	0,005	0,167	0,013	0,003	...	0,026
4	0,500	0,048	0,011	0,250	0,019	0,004	...	0,062
5	0,250	0,024	0,005	0,250	0,019	0,004	...	0,037
6	0,500	0,048	0,011	0,500	0,039	0,008	...	0,038
7	0,250	0,024	0,005	0,500	0,039	0,008	...	0,043
8	0,500	0,048	0,011	1,000	0,077	0,017	...	0,072
9	0,500	0,048	0,011	1,000	0,077	0,017	...	0,070
10	0,500	0,048	0,011	1,000	0,077	0,017	...	0,079
11	2,000	0,194	0,044	1,000	0,077	0,017	...	0,077
12	1,000	0,097	0,022	2,000	0,155	0,034	...	0,102
13	1,000	0,097	0,022	2,000	0,155	0,034	...	0,074
14	0,167	0,016	0,004	0,250	0,019	0,004	...	0,019
15	1,000	0,097	0,022	0,500	0,039	0,008	...	0,057
16	0,167	0,016	0,004	0,500	0,039	0,008	...	0,049
17	0,500	0,048	0,011	0,500	0,039	0,008	...	0,055
$\sum Ne_{Avj/ai}$	10,333			12,917			...	
$R^2_{ajus} Av_j$	97,893			95,024			...	
$w_{Ne} Av_j$	0,22548			0,21888			...	

Na Tabela 4.13 é apresentada a análise de regressão múltipla para a VR Desempenho.

Tabela 4.13 Análise de regressão linear múltipla para a variável de resposta Desempenho.

Parâmetros	Coef.	Erro padrão	Estatística t	Valor p
Interseção	0,06	0,0022	26,6359	0,0000
(X <sub>3</sub> ) elastômero	-0,005	0,0022	-2,3063	0,0606
(X <sub>4</sub> ) talco	-0,013	0,0022	-5,6009	0,0014
(X <sub>1</sub> X <sub>2</sub> ) tempo × temperatura	0,005	0,0022	2,1964	0,0704
(X <sub>1</sub> X <sub>3</sub> ) tempo × elastômero	0,005	0,0022	2,3063	0,0606
(X <sub>3</sub> X <sub>4</sub> ) elastômero × talco	0,01	0,0022	5,2166	0,0020
(X <sub>1</sub> X <sub>2</sub> X <sub>3</sub> ) tempo × temperatura × elastômero	0,007	0,0022	3,1300	0,0203
(X <sub>1</sub> X <sub>2</sub> X <sub>4</sub> ) tempo × temperatura × talco	0,006	0,0022	2,5808	0,0417
(X <sub>1</sub> X <sub>3</sub> X <sub>4</sub> ) tempo × elastômero × talco	-0,009	0,0022	-3,8987	0,0080
(X <sub>2</sub> X <sub>3</sub> X <sub>4</sub> ) temperatura × elastômero × talco	-0,006	0,0022	-2,7456	0,0335
(X <sub>1</sub> X <sub>2</sub> X <sub>3</sub> X <sub>4</sub> ) tempo × temperatura × elastômero × talco	0,005	0,0022	2,4161	0,0521

O modelo obtido pela rotina de regressão foi:

$$Y_{Desempenho} = 0,06 - 0,005X_3 - 0,013X_4 + 0,005X_1X_2 + 0,005X_1X_3 + 0,01X_3X_4 + 0,007X_1X_2X_3 + 0,006X_1X_2X_4 - 0,009X_1X_3X_4 - 0,006X_2X_3X_4 + 0,005X_1X_2X_3X_4 \quad \text{equação (4.7)}$$

O coeficiente de determinação do modelo na equação (4.7) foi  $R^2 = 95,20 \%$  e o erro padrão da estimação é 0,004. Na análise da regressão linear múltipla para a VR Desempenho, foram identificados como significativos os efeitos: elastômero ( $X_3$ ), talco ( $X_4$ ), interação tempo  $\times$  temperatura ( $X_1X_2$ ), interação tempo  $\times$  elastômero ( $X_2X_3$ ), interação elastômero  $\times$  talco ( $X_3X_4$ ), interação tempo  $\times$  temperatura  $\times$  elastômero ( $X_1X_2X_3$ ), interação tempo  $\times$  temperatura  $\times$  talco ( $X_1X_2X_4$ ), interação tempo  $\times$  elastômero  $\times$  talco ( $X_1X_3X_4$ ), interação temperatura  $\times$  elastômero  $\times$  talco ( $X_2X_3X_4$ ), ilustrados no Anexo I, e interação tempo  $\times$  temperatura  $\times$  elastômero  $\times$  talco ( $X_1X_2X_3X_4$ ).

#### 4.4 Otimização

Uma vez identificados os modelos de regressão para as médias das VRs, selecionou-se uma função objetivo que permitiu a otimização simultânea das VRs. Nessa otimização, foram consideradas as respectivas IR das VRs analisadas sobre a qualidade do produto final. Neste trabalho não foram realizados modelos para a variância devido à impossibilidade da realização de repetições do experimento. Utilizou-se nesta etapa uma simplificação da função de perda quadrática multivariada, apresentada em Ribeiro & Elsayed (1995). O modelo geral da função perda quadrática é apresentado no capítulo 2 (item 2.4) e sua simplificação é apresentada no capítulo 3 (item 3.2.4) desta dissertação.

$$\hat{Z}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^I w_i \left[ \left( \hat{Y}_i(\mathbf{x}) - \tau_i \right)^2 \right] \quad \text{equação (4.8)}$$

A perda  $\hat{Z}(\mathbf{x})$  reflete a perda financeira toda vez que uma VR desvia-se do seu valor alvo. O fator de importância e correção de escala  $w_i$  na equação (4.8) considera a importância relativa  $IR_i$  de cada VR e normaliza os desvios do alvo em relação às especificações, para que todas as VRs possam ser diretamente comparáveis entre si. O fator  $w_i$  é calculado conforme o tipo de VR e seu valor alvo  $\tau_i$  e conforme o LS – Limite superior de especificação e LI – Limite inferior de especificação, apresentado pela VR. Na Tabela 4.14 são apresentados os resultados dos cálculos dos pesos para cada VR.

Tabela 4.14 Resultado do cálculo dos pesos  $w_i$  para cada variável de resposta.

	Desempenho	Custo	Dureza	Impacto 1	Impacto 2	Impacto 3
$w_i$	40,84	0,26	0,00010	0,12	0,101	0,012

A otimização utilizando a equação (4.8) como função objetivo, busca determinar o ajuste dos FCs que minimiza a perda  $Z$ ; tal ajuste é aquele que melhor satisfaz o conjunto das VRs

simultaneamente. O ajuste dos FCs considerando cada VR individualmente e, então, simultaneamente é apresentado na Tabela 4.15. Naquela tabela, as colunas 2, 3, 4 e 5 referem-se aos quatro fatores de controle do experimento. As colunas 6, 7, 8, 9 e 10 referem-se às VRs avaliadas no experimento. A coluna 11 refere-se à perda global considerando simultaneamente as múltiplas VRs. A coluna 12 refere-se ao custo correspondente a cada tratamento experimental. A coluna 13 refere-se ao valor da função perda para a VR custo e a coluna 14 refere-se a otimização considerando simultaneamente as múltiplas VRs com enfoque em qualidade e a variável de custo. Os valores resultantes da otimização global foram obtidos com base na IR, no tipo de VR, no valor-alvo e nos limites de especificação, definidos pela equipe da empresa e apresentados na Tabela 4.2. Na otimização global da qualidade, o melhor ensaio é o de número 12. Na otimização global considerando também a variável de custo, o melhor ensaio também é o de número 12. Os ajustes dos FCs para o ensaio 12 e as VRs resultantes desse processo otimizado estão grifados na Tabela 4.15.

Tabela 4.15 Resumo da otimização global..

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
Amostras	Tempo Resfriamento (s)	Temperatura Fluido (C)	% Elastômero	% Talco	Modelo para a Dureza (HRC)	Modelo para Carga Máxima (kN)	Modelo para Deflexão Carga Máxima (mm)	Modelo para Energia na Carga Máxima (J)	Modelo para o Desempenho (adimensional)	Função Perda Global Qualidade (adimensional)	Modelo para o Custo (R\$/m <sup>2</sup> )	Valores da perda para o custo	Função Perda Global c/ Custo (adimensional)
1	70	209	0	0	50,86	1,560	3,591	3,071	0,109	0,253	28,24	0,000	0,253
2	90	210	5	3	50,86	1,025	3,584	3,083	0,031	0,561	29,14	0,217	0,778
3	70	251	5	3	56,64	1,867	2,239	2,391	0,026	0,419	28,62	0,039	0,458
4	90	253	0	0	56,64	1,887	2,246	2,683	0,062	0,222	28,76	0,072	0,294
5	70	212	5	0	65,10	1,260	2,229	1,868	0,037	0,370	28,46	0,013	0,383
6	90	210	0	3	65,10	0,725	2,221	2,061	0,038	0,463	28,92	0,124	0,587
7	70	255	0	3	70,88	1,567	2,186	1,813	0,043	0,253	28,40	0,007	0,260
8	90	251	5	0	70,88	1,587	2,194	2,286	0,072	0,119	28,98	0,147	0,265
9	80	231	2,5	1,5	65,85	1,435	2,561	1,992	0,070	0,227	28,69	0,054	0,281
10	90	211	0	0	68,34	1,280	4,279	2,728	0,079	0,217	28,76	0,072	0,290
11	70	210	5	3	68,34	1,260	2,896	0,956	0,077	0,208	28,62	0,039	0,247
<b>12</b>	<b>70</b>	<b>250</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>69,68</b>	<b>1,567</b>	<b>2,934</b>	<b>1,796</b>	<b>0,102</b>	<b>0,117</b>	<b>28,24</b>	<b>0,000</b>	<b>0,117</b>
13	90	250	5	3	69,68	1,032	1,551	0,808	0,074	0,280	29,14	0,217	0,497
14	70	210	0	3	71,98	1,560	1,534	1,288	0,019	0,355	28,40	0,007	0,362
15	90	210	5	0	71,98	1,580	2,916	1,791	0,057	0,185	28,98	0,147	0,332
16	70	250	5	0	73,32	1,867	2,881	2,753	0,049	0,216	28,46	0,013	0,229
17	90	250	0	3	73,32	1,332	1,499	0,496	0,055	0,304	28,92	0,124	0,428

Como pode ser observado na coluna 13 o custo da amostra 12 atingiu o valor alvo logo a perda devido a essa VR é zero.

## 4.5 Modelagem da vida útil e definição do prazo de garantia

Para definir a vida útil do produto otimizado, foram realizados novos testes acelerados de degradação. Tais testes foram executados no mesmo dispositivo utilizado anteriormente para a VR Desempenho. Após acompanhamento do uso do produto no campo e definida a relação entre a aceleração obtida no dispositivo e sua equivalência com o tempo real, foram definidos os níveis de estresse para a realização do teste acelerado.

Para determinar a equivalência entre o tempo real e o tempo acelerado no dispositivo, foi comparada uma peça em uso no campo, com peças novas colocadas no dispositivo. Os técnicos da empresa faziam a comparação da degradação da peça em campo com a degradação acelerada da peça obtida pelo dispositivo em busca de uma equivalência. O tempo determinado para o dispositivo equivalia, então, ao tempo em dias de uso da peça em condições normais.

Os níveis de estresse em tempo de dispositivo estipulados para teste foram de 20 minutos, 63 minutos e 317 minutos; em tempo real, estes valores equivalem a 115 dias, 365 dias e 1825 dias, respectivamente. A escolha destes níveis para o teste acelerado deve-se ao conhecimento do produto e as informações de dados de garantia que os técnicos possuem deste produto.

Para a realização do teste acelerado, as peças foram colocadas no dispositivo para rodar, após 20 minutos de teste uma peça era retirada. A operação do dispositivo era reiniciada até completar 63 minutos, quando mais uma peça era retirada. Novamente colocado a rodar, o dispositivo permanece trabalhando até completar 317 minutos, que é o tempo definido para o terceiro nível de estresse. Com este procedimento obteve-se três amostras de cada nível de estresse, totalizando 9 amostras.

A avaliação das peças expostas aos diferentes níveis de estresse foi feita comparando-as com um elemento de controle, ou peça limite. Para obter a peça limite, peças novas foram degradadas no dispositivo, até obter uma peça cuja degradação estivesse em seu limite de vida útil; a partir desse estado de degradação a empresa considera que a peça deve ser trocada.

As peças obtidas em cada repetição do ensaio de degradação acelerado foram comparadas com a peça limite. As peças foram avaliadas utilizando-se uma escala de 1 a 10, onde 1 corresponde a condição menos degradada. A peça limite foi previamente colocada na escala e sua nota definida como nove (9). A nota nove para a peça limite foi definida pela equipe

técnica, baseada em determinações da política de prazos de garantia da empresa, e para verificar a ocorrência de peças mais degradadas do que ela. As 9 peças foram comparadas com a mesma peça limite; dessa forma existe a possibilidade de se ter peças com nota menor (menos degradada), com nota igual (mesma degradação) e nota maior (mais degradada) que a peça limite.

Para avaliadores dos resultados do teste acelerado de degradação, elegeram-se pessoas da empresa que têm contato com o produto, nas áreas de desenvolvimento, processo, produção, vendas e assistência técnica, que comumente são utilizadas para fins de avaliação de produtos. Os avaliadores preencheram uma planilha como a apresentada na Tabela 4.16. Tomou-se o cuidado para que um avaliador não soubesse da avaliação do outro para evitar a indução dos resultados; evitou-se, também, qualquer marca na peça que a diferenciasse das demais e que pudesse induzir as notas dadas pelos avaliadores.

Tabela 4.16 Planilha de avaliação da nota da degradação.

		1	1,5	2	2,5	3	3,5	4	4,5	5	5,5	6	6,5	7	7,5	8	8,5	9	9,5	10	
N1	R1																		L		
	R2																		L		
	R3																		L		
N2	R1																		L		
	R2																		L		
	R3																		L		
N3	R1																		L		
	R2																		L		
	R3																		L		

O registro das notas dadas pelos avaliadores são apresentadas na Tabela 4.17.

Tabela 4.17 Notas da degradação.

Níveis de estresse	Repetições	Nota dada pelos avaliadores				
		Av1	Av2	Av3	Av4	Av5
N1 (115 dias)	R1	1,5	1,5	2	2	3,5
	R2	1,5	2,5	3	1,5	4,5
	R3	2	2	5	2,5	4,5
N2 (365 dias)	R1	4	6,5	3,5	3	6
	R2	3,5	5,5	5,5	5	5
	R3	4,5	6	6	3	6,5
N3 (1825 dias)	R1	8,5	8	7	7,5	6
	R2	8	9	8,5	8	6,5
	R3	9	9,5	9,5	8,5	5,5
<b>Média p/ avaliador</b>		4,722	5,611	5,556	4,556	5,333
<b>Média geral</b>		5,156				

As notas da degradação dadas pelos avaliadores foram submetidas a um ANOVA, que é mostrada na Tabela 4.18. O objetivo da realização desta análise foi de identificar a existência de diferenças significativas entre os níveis de estresse e as notas dadas pelos avaliadores.

Tabela 4.18 ANOVA dos níveis de estresse e dos avaliadores.

Fonte da variação	SQ	GI	MQ	F	valor-P	F crítico
Níveis	212,14	2	106,072	153,9758	2E-16	3,3158
Avaliadores	8,5222	4	2,13056	3,092742	0,0303	2,6896
Interações	33,578	8	4,19722	6,092742	0,0001	2,2662
Dentro	20,667	30	0,68889			
Total	274,91	44				

Como pode-se verificar na Tabela 4.18 os níveis de estresse e os avaliadores apresentam efeito significativo ( $p < 0,05$ ) sobre a avaliação da degradação.

Baseando-se nesta informação definiu-se que as notas dos avaliadores para posterior análise de regressão e obtenção do modelo, seriam corrigidas descontando-se o efeito de cada avaliador. A correção consiste em calcular a média das notas de cada avaliador, subtrair cada nota dada pelo avaliador da sua média e somar a média geral dos avaliadores, obtendo-se assim notas descontando-se o efeito do avaliador (ver Tabela 4.19).

Tabela 4.19 Notas corrigidas para obtenção do modelo.

Níveis de estresse	Repetições	Notas corrigidas				
		Av1	Av2	Av3	Av4	Av5
N1 (115 dias)	R1	1,93	1,04	1,60	2,60	3,32
	R2	1,93	2,04	2,60	2,10	4,32
	R3	2,43	1,54	4,60	3,10	4,32
N2 (365 dias)	R1	4,43	6,04	3,10	8,10	5,82
	R2	3,93	5,04	5,10	5,60	4,82
	R3	4,93	5,54	5,60	3,60	6,32
N3 (1825 dias)	R1	8,93	7,54	6,60	8,10	5,82
	R2	8,43	8,54	8,10	8,60	6,32
	R3	9,43	9,04	9,10	9,10	5,32

As notas corrigidas de cada avaliador (Tabela 4.19) foram utilizadas para realizar a análise de regressão linear simples mostrada na Tabela 4.20, de onde foi obtido o modelo de regressão para a vida útil do produto.

Os dados da Tabela 4.19 foram plotados no gráfico de dispersão da Figura 4.9, que sugere que o modelo que melhor se ajusta aos dados é o modelo logarítmico onde  $X$  (para este modelo  $X$  são os dias de uso  $D$ ) é uma função logaritmo natural ( $\ln$ ). A variável independente ( $X$ )

representa o número de dias de uso do produto no campo, e a variável dependente (Y) representa a nota corrigida da degradação do produto.

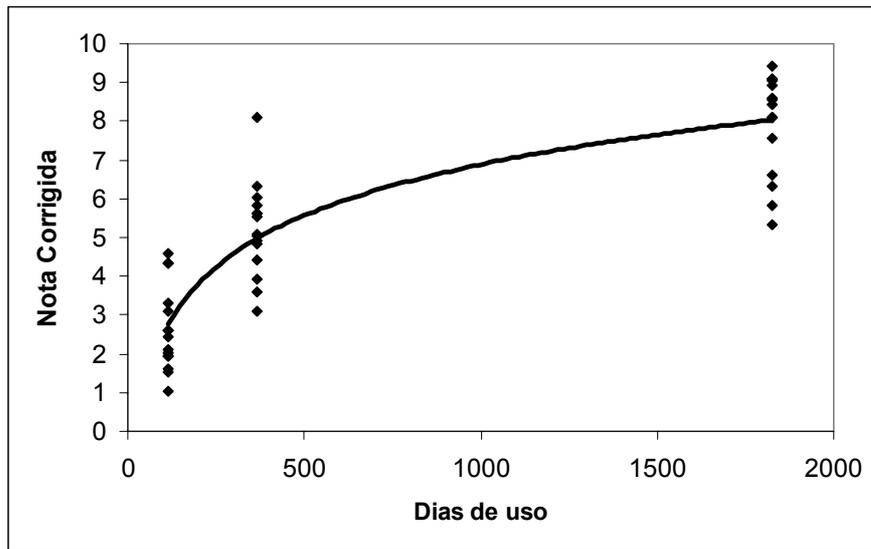


Figura 4.9 Gráfico de dispersão para a nota corrigida.

Tabela 4.20 Análise de regressão da variável de resposta Degradação

Parâmetros	Coef.	Erro padrão	Estatística t	Valor - p
Interseção	-6,26	0,97755	-6,4084	0,0000
Dias de uso	1,90	0,15878	11,9876	0,0000

O modelo de regressão obtido para a vida útil foi:

$$Y_{Nota} = -6,26 + 1,90 * \ln(D) \quad \text{equação (4.9)}$$

O coeficiente de determinação do modelo na equação (4.9) foi  $R^2 = 76,97\%$  e o erro padrão da estimação é 1,21. A verificação da validade do modelo é demonstrada pelos gráficos que seguem. O gráfico da Figura 4.10 que apresenta os valores observados X os valores preditos, permite verificar a suposição de normalidade dos resíduos.

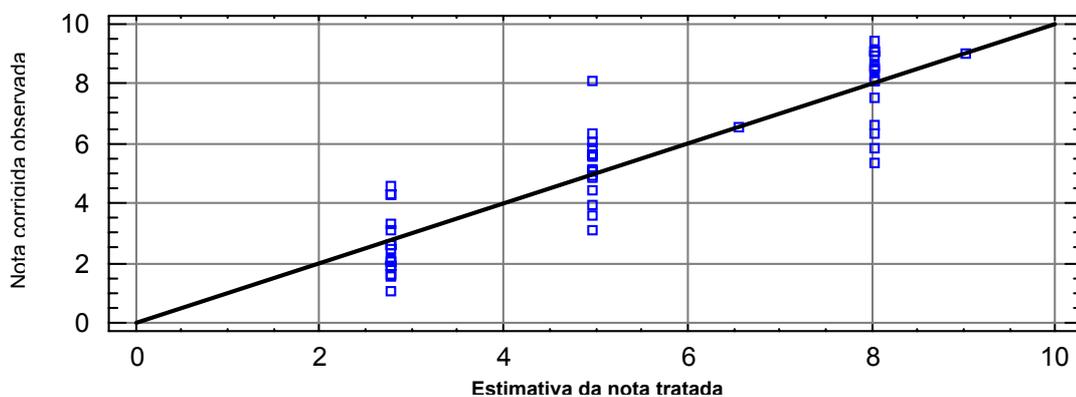


Figura 4.10 Papel de probabilidade normal.

O gráfico da Figura 4.11 que apresenta os resíduos padronizados  $x$  os níveis da variável independente ( $X$ ) permite verificar a homogeneidade da variância.

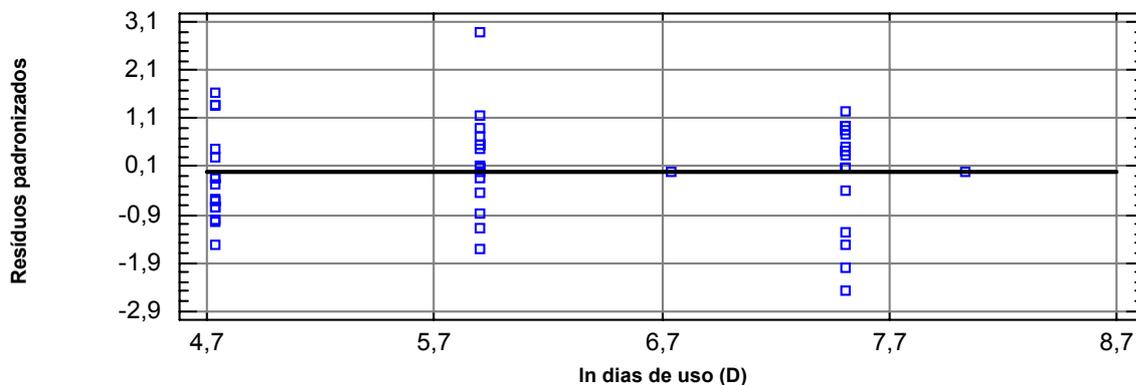


Figura 4.11 Gráfico dos resíduos padronizados  $\times$   $\ln$  dos dias de uso.

O gráfico da Figura 4.12 que apresenta os resíduos padronizados  $x$  ordem, permite verificar a aleatoriedade dos resíduos.

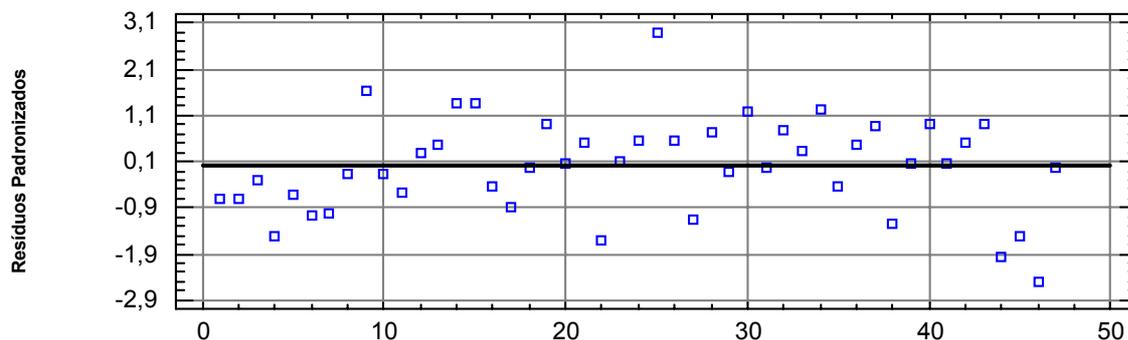


Figura 4.12 Gráficos dos resíduos  $\times$  ordem.

Uma vez ajustado o modelo de regressão, calcula-se o intervalo de 95% de confiança para os valores previstos de  $Y_{nota}$ . A partir do modelo ajustado com o intervalo de confiança (IC) para  $Y_{nota}$  pode-se definir o número de dias ( $X$ ) cujo limite superior do IC de 95% seja a nota  $Y_{nota}$  igual a 9, que é a nota de degradação da peça limite acima da qual o produto chega ao fim de sua vida útil.

Os IC para  $Y_{nota}$  foram calculados através do uso do software Stat Graphics, (1995); este software utiliza para o cálculo do intervalo de confiança os conceitos apresentados no capítulo

2 (item 2.1.4) desta dissertação. A Figura 4.13 foi obtida através do Stat Graphics e apresenta o modelo ajustado com o intervalo de confiança para os valores de  $Y_{nota}$ .



Figura 4.13 Gráfico do modelo ajustado com os intervalos de confiança para  $Y$ .

Como pode-se verificar na Figura 4.13 o logaritmo do número de dias cujo limite superior do IC de 95% é  $Y_{nota} = 9$  corresponde a  $\ln D = 6,74$ , ou seja 845 dias, pois acima deste tempo o produto degrada mais do que o limite aceitável.

Baseado na modelagem da vida útil e no conhecimento do produto a equipe técnica definiu para o prazo de garantia do produto o tempo de 2 anos.

## CAPÍTULO 5

### 5 CONCLUSÃO

A maioria das empresas de manufatura, em particular aquelas que competem em mercados internacionais, alocam uma grande quantidade de recursos no projeto de produtos confiáveis (Nelson, 1988; Wasserman e Sudjianto, 1996). A qualidade do produto, conforme percebida pelo consumidor, e seu prazo de garantia são fatores determinantes no momento da compra. Estudos para definição de políticas ótimas de garantia em produtos vêm crescendo em importância nos últimos anos, com o aumento da concorrência entre empresas em diferentes mercados. Produtos similares quanto à função, preço e qualidade são selecionados pelo consumidor, na hora da compra, com base na garantia que oferecem. Assim, muitos produtores estão sendo forçados a oferecer garantias antes inexistentes ou a estender prazos de garantia como forma de assegurar a venda futura de seus produtos.

Esta dissertação teve como objetivo principal a apresentação de um método de otimização experimental de qualidade e durabilidade de produtos que utiliza variáveis de resposta de degradação. A modelagem da vida útil do produto otimizado e a definição do prazo de garantia do produto foram objetivos específicos da dissertação.

A dissertação apresentou uma revisão bibliográfica sobre Engenharia da Qualidade relacionados ao seu tema e aos seus objetivos. A revisão sobre projetos de experimentos forneceu uma visão geral de seus principais tópicos, enfatizando roteiros para elaboração de projetos de experimentos, que são a base para o método de otimização. Também foram apresentados tipos de projetos de experimentos, destacando os projetos fatoriais  $2^k$ , que foi o tipo de projeto experimental utilizado no estudo de caso, e a análise de regressão enfocando a construção de modelos, a determinação de sua validade e de intervalos de confiança, tópicos

estes necessários para a elaboração dos modelos construídos para as variáveis de resposta e para a vida útil. A revisão sobre confiabilidade enfocou, além dos conceitos fundamentais, os testes acelerados de vida e de degradação. A ênfase nesses teste ocorreu em função do uso dos testes de degradação acelerada na modelagem da vida útil do produto. A revisão sobre avaliação sensorial enfocou a avaliação das variáveis de resposta qualitativas, provindas dos dados dos testes de degradação acelerada. A revisão sobre otimização multivariada forneceu os fundamentos para a escolha da função objetivo, utilizada para a realização da otimização do produto abordado no estudo de caso.

A revisão bibliográfica embasou a proposta de um método de otimização experimental que contemplasse, além das características de qualidade, a modelagem da vida útil através de variáveis de degradação, e a definição do prazo de garantia do produto.

O método proposto foi ilustrado através de um estudo de caso. O estudo de caso foi realizado em uma empresa do interior do estado do RS , abordando um produto fabricado pelo processo de injeção de plástico. O produto é utilizado na criação de suínos, no local onde a fêmea amamenta os filhotes (usualmente designado por maternidade). A empresa optou por abordar este produto no estudo de caso em função de perceber nele uma possibilidade de melhoria.

O método proposto nesta dissertação mostrou-se capaz de realizar a otimização experimental de parâmetros de processo e composição do produto, utilizando variáveis de resposta associadas a características de qualidade e durabilidade do produto. A durabilidade do produto foi avaliada por variáveis de degradação provindas de testes acelerados. A avaliação sensorial, utilizada para transformar os dados qualitativos, oriundos das avaliações feitas sobre amostras obtidas nos testes de degradação acelerados, em dados quantitativos, também se mostrou adequada, visto que a análise sensorial era até então utilizada na empresa onde se realizou o estudo de caso sem adoção de um procedimento estruturado de coleta e análise de dados.

No estudo de caso, o ajuste dos fatores controláveis que otimizou o produto, baseado nas variáveis de reposta desempenho, dureza, custo e impacto, ficou definido como sendo 0 % de elastômero, 0% de talco, 70 segundos para o tempo de resfriamento e 250 °C para a temperatura do fluido. A vida útil para o produto otimizado, com 95% de confiança, foi de 845 dias. O prazo de garantia definido baseado na vida útil do produto, foi de 2 anos.

O método proposto pode ser estendido a outros produtos e processos, desde que respeitadas as particularidades de cada caso, principalmente no que diz respeito ao uso de variáveis de degradação.

## **5.1 Sugestões para trabalhos futuros**

Este trabalho utiliza testes de degradação acelerados e baseia o seu planejamento em conceitos apresentados em trabalhos da literatura. Percebe-se a importância de aprofundar este assunto, para que o planejamento dos testes de degradação acelerados tenham uma sistemática específica e adequada de utilização.

Na otimização multivariada utilizada neste trabalho, as variáveis de resposta foram variáveis como desempenho (característica de degradação do produto), dureza e impacto (que medem características da matéria-prima e do processo de fabricação), e custo. A estimativa do prazo de garantia para o produto otimizado foi realizada posteriormente ao estudo de otimização através da modelagem da vida útil em função dos diferentes níveis de estresse. Uma possibilidade seria realizar a modelagem da vida útil já na otimização multivariada do produto. Nesse caso, todos os tratamentos do projeto experimental da otimização seriam submetidos aos diferentes níveis de estresse do fator de aceleração.

No método poderia ser incorporada uma etapa para priorização do produto a ser otimizado, considerando aspectos estratégicos da empresa e mercadológicos.

A composição do preço de venda é um ponto que poderia ser considerado em um trabalho futuro, pois este poderia considerar além dos custos tradicionais, os custos com reposição do produto dentro do prazo de garantia.

Sugere-se o uso de outras variáveis de resposta na otimização multivariada tais como variáveis que traduzam características de segurança e de manutenção do produto.



## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- 1 AMES, A.E.; MATTUCCI, N.; MACDONALD, S.; SZONYI, G. & HAWKINS, D.M. Quality Loss Functions for Optimization Across Multiple Response Surfaces. **Journal of Quality Technology**, v. 29, n. 3, p. 339-346, jul/1997.
- 2 ANTONY, J. Simultaneous Optimization of Multiple Quality Characteristics in Manufacturing Processes using Taguchi's Quality Loss Function. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 17, n. 2, p. 134-138, 2001.
- 3 AKAO, Y. **Quality Function Deployment – Integrating Customer Requirements into Product Design**. Cambridge: Productivity, 1990, 369p.
- 4 BOULANGER, M. & ESCOBAR, L.A. Experimental Design for a Class or Accelerated Degradation Tests. **Technometrics**, v. 36, n. 3, p. 260-272, ago/1994.
- 5 CAREY, M.B. & KOENING, R.H. Reliability Assessment Based on Accelerated Degradation: A Case Study. **IEEE Transactions on Reliability**, v. 40, n. 5, p. 499-506, dez/1991.
- 6 CARLYLE, W.M.; MONTGOMERY, D.C. & RUNGER, G.C. Optimization Problems and Methods in Quality Control and Improvement. **Journal of Quality Technology**, v. 32, n. 1, p. 1-17, jan/2000.
- 7 CATEN, C.S. **Método de Otimização de Produtos e Processos medidos por Múltiplas Características de Qualidade**. Porto Alegre, 1995. 154f. Dissertação de Mestrado em Engenharia de Produção. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

- 8 CATEN, C.S. & PIZZOLATO, M. Método de Otimização Experimental da Qualidade e Durabilidade de um Produto. In XXI Encontro Nacional de Engenharia de Produção, out/2001, Salvador/BA. **CD Room**.
- 9 CHANG, D.C. Analysis of Accelerated Degradation Data in a Two-way Design. **Reliability Engineering and System Safety**, v. 39, n. 1, p. 65-69, 1993.
- 10 CHATTERJEE, S. & PRICE, B. **Regression Analysis by Example**. New York: John Wiley and Sons, 2<sup>a</sup> Ed., 1991, 278p.
- 11 CHIAO, C.H. & HAMADA, M. Analyzing Experiments with Degradation Data for Improving Reliability and for Achieving Robust Reliability. **Quality and Reliability Engineering International**, v. 17, n. 5, p. 333-344, set-out/2001.
- 12 COLOSIMO, E.A.; PONTEL, F.G. & FREITAS, M.A. Avaliando a confiabilidade de Eixo traseiro de automóvel utilizando um experimento planejado. In XIX ENEGEP – Encontro Nacional de Engenharia de Produção, nov/1999, Rio de Janeiro/RJ. **CD Rom**.
- 13 COLEMAN, E.D. & MONTGOMERY, D.C. A Systematic Approach to Planning for a Designed Industrial Experiment. **Technometrics**, v. 35, n. 1, p. 1-12, fev/1993.
- 14 COURCOUX, P. & SEMENOU, M. Preference Data Analysis using a Paired Comparison Model. **Food Quality and Preference**, v. 8, n. 5/6, p. 353-358, 1997.
- 15 DAS, P. Concurrent Optimization of Multiresponse Product Performance. **Quality Engineering**, v. 11, n. 3, p. 365-368, 1999.
- 16 DEL CASTILLO, E.; MONTGOMERY, D.C. & McCARVILLE, D.R. Modified Desirability Functions for Multiple Response Optimization. **Journal of Quality Technology**, v. 28, n. 3, p. 337-345, jul/1996.
- 17 DERRINGER, G. & SUICH, R. Simultaneous Optimization of Several Response Variables. **Journal of Quality Technology**, v. 12, n. 4, p. 214-219, out/1980.
- 18 ECHEVESTE, M.E.S. **Planejamento da Otimização Experimental de Processos Industriais**. Porto Alegre. 1997. 166f. Dissertação de Mestrado em Engenharia de Produção, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal do Rio Grande do Sul.
- 19 ELSAYED, E.A. **Reliability Engineering**. Massachusetts: Addison Wesley Longman, Inc. 1996, 737p.

- 20 ELSAYED, E.A. & CHEN, A. Optimal Levels of Process Parameters for Products with Multiple Characteristics. **International Journal of Production Research**, v. 31, n. 5, p. 1117-1132, 1993.
- 21 ESCOBAR, L.A. & MEEKER, W.Q. Planning Accelerated Life Tests With Two or More Experimental Factors. **Technometrics**, v. 37, n. 4, p. 411-427, nov/1995.
- 22 FACCIONI, L.P. **Uma proposta para estudos de confiabilidade utilizando modelos de desempenho**. Porto Alegre. 2000. 136f. Dissertação de Mestrado em Engenharia de Produção, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal do Rio Grande do Sul.
- 23 FEIGENBAUM, A.V. **Controle da Qualidade Total – Métodos Estatísticos Aplicados a Qualidade**. Tradução de Regina Claudia Loverri, 40<sup>a</sup> ed, v III, SP: Makrom Books, 1994.
- 24 FOGLIATTO, F.S. **The Hierarchical Multiresponse Optimization Method**. New Jersey, 1997. 154f. Ph. D. Dissertation. Industrial & Systems Engineering Department, Rutgers University.
- 25 FOGLIATTO, F.S.; ALBIN, S.L. & TEPPER, B.J. A Hierarchical Approach to Optimizing Descriptive Analysis Multiresponse Experiments. **Journal of Sensory Studies**, v. 14, n. 4, p. 443-465, dez/1999.
- 26 FOGLIATTO, F.S. Techniques for modeling and optimizing multiresponse experiments – a survey. **Produto & Produção**, v. 3, n. 2, p. 29-38, jun/1999.
- 27 FOGLIATTO, F.S.; ALBIN, S.L. & SILVA, A.M.S. A Method dos Sensory Data Collection and Analysis in Product Development. In XX ENEGEP – Encontro Nacional de Engenharia de Produção, out/2000, São Paulo/SP. **CD Rom**.
- 28 FOGLIATTO, F.S. & ALBIN, S.L. Optimizing Multiresponse Experiments Using the Accuracy of Prediction as an Optimization Criterion. **Quality Engineering**, v. 12, n. 4, p. 523-533, 2000.
- 29 FOGLIATTO, F.S. & ALBIN, S.L., A Hierarchical Method for Evaluating Products with Quantitative and Sensory Characteristics. **IIE Transactions**, v. 33, n. 12, p. 1081-1092, dez/2001.

- 30 FREITAS, M.A. & COLOSIMO, E.A. **Confiabilidade: Análise de tempo de falha e testes de vida acelerados**. Belo Horizonte, MG: Fundação Christiano Ottoni, Escola de Engenharia da UFMG, 1997, v. 12, 309p.
- 31 GIL, A. C. **Métodos e Técnicas de Pesquisa Social**. São Paulo: Atlas, 1989, 206p.
- 32 GOEL, P.S. & SINGH, N. A Framework for Integrating Quality, Reliability, and Durability in Product Design with Life-Cycle Cost Considerations. **Quality Engineering**, v. 10, n. 2, p. 267-281, 1997.
- 33 HARRINGTON JR., E.C. The Desirability Function. **Industrial Quality Control**, v. 21, n. 10, p. 494-498, abr/1965.
- 34 IMRAM, N. Visual Texture Perception in Formulated Chilled Dairy Desserts. **British Food Journal**, v. 101, n. 1, p. 22-31, 1999.
- 35 KROS, J.F. & MASTRANGELO, C.M. Comparing Methods for The Multi-Response Design Problem. **Quality and Reliability Engineering International**, v. 17, n. 5, p. 323-331, set-out/2001.
- 36 LAYNE, K.L. Methods to Determine Optimum Factor Levels for Multiple Responses in Designed Experimentation. **Quality Engineering**, v. 7, n. 4, p. 649-656, 1995.
- 37 LUCAS, J.M. How to Achieve a Robust Process Using Response surface Methodology. **Journal of Quality Technology**, v. 26, n. 4, p. 248-260, out/1994.
- 38 LU, J.C. & MEEKER, W.Q. Using Degradation Measures do Estimate a Time-To-Failure Distribution. **Technometrics**, v. 35, n. 2, p. 161-174, mai/1993.
- 39 LU, J.C.; MEEKER, W.Q. & ESCOBAR, L.A. A Comparision of Degradation and Failure-time Analisys Methods for estimating a Time-To-Failure Distribution. **Statistica Sinica**, v. 6, n. 3, p. 531-546, 1996.
- 40 LU, J.C.; PARK, J. & YANG, Q. Statistical Inference of a Time-to-Failure Distribution Derived from Linear Degradation Data. **Technometrics**, v. 39, n. 4, p. 391-400, nov/1997.
- 41 MEEKER, W.Q. & HAHN, G.J. **How to Plan an Accelerated Life Test**. The ASCQ Basic References in Quality Control: Satishtical Techniques, Milwaukee, WI: ASQC – Quality Press, 1985, v. 10, 36p.
- 42 MEEKER, W.Q. & ESCOBAR, L.A. A Review of Recent Research and Current Issues in Accelerated Testing. **International Statistical Review**, v. 61, n. 1, p. 147-168, abr/1993.

- 43 MEEKER, W.Q. & HAMADA, M. Statistical Tools for the Rapid Development & Evaluation of High-Reliability Products. **IEEE Transactions on Reliability**, v. 44, n. 2, p. 187-198, jun/1995.
- 44 MEEKER, W.Q.; ESCOBAR, L.A. & LU, C.J. Accelerated Degradation Tests: Modeling and Analysis. **Technometrics**, v. 40, n. 2, p. 89-99, maio/1998.
- 45 MEEKER, W.Q. & ESCOBAR, L.A. Pitfalls of Accelerated Testing. **IEEE Transactions on Reliability**, v. 47, n. 2, p. 114-118, jun/1998.
- 46 MEEKER, W.Q.; DOGANAKSOY, N. & HAHN, G.J. Using Degradation Data For Product Reliability Analysis. **Quality Progress**, v. 34, n. 6, p. 60-65, jun/2001.
- 47 MEILGAARD, M.; CIVILLE, G.V. & CARR, B.T. **Sensory Evaluation Techniques**. Boca Raton: CRC Press Inc, 2<sup>a</sup> Ed., 1991, 354p.
- 48 MONTGOMERY, D.C. **Design and Analysis of Experiments**. New York: John Wiley and Sons, 5<sup>a</sup> Ed., 1997, 684p.
- 49 MONTGOMERY, D.C. & RUNGER, G.C. **Applied Statistics and Probability for Engineers**. New York: John Wiley and Sons, 2<sup>a</sup> Ed., 1999, 817p.
- 50 MURY, L.G.M & FOGLIATTO, F.S. Adaptação de produtos para mercados diferenciados através da Engenharia Reversa. **Produção**, v.11, n. 2, p. 5-22, abr/2002.
- 51 MYERS, R.H.. & CARTER Jr., W.H. Response Surface Techniques for Dual Response Systems. **Technometrics**, v.15, n. 2, p. 301-317, mai/1973.
- 52 MYERS, R.H.; KHURI, A.I. & VINING, G. Response Surface Alternatives to the Taguchi Robust Parameter Design Approach. **The American Statistician**, v. 46, n. 2, p. 131-139, mai/1992.
- 53 NELSON, W. Graphical analysis of system repair data. **Journal of Quality Technology**, v. 20, n. 1, p. 24-35, 1988.
- 54 NELSON, W. **Accelerated Testing: Statistical Models, Test Plans and Data Analyses**. New York: John Wiley & Sons, 1990, 601p.
- 55 OH, H.L. Variation Tolerant Design. **In Proceedings of the Conference on Uncertainty in Engineering Design**, Maryland, 1988.
- 56 OLIVEIRA, V.R.B. & COLOSIMO, E.A. Avaliação da Confiabilidade de Pneus utilizando Testes de Degradação. **Produto & Produção**, v. 5, n. 2, p. 17-25, jun/2001.

- 57 O'LEARY, D.J. Linking Accelerated Testing and Warranty Analysis. In ASQ's 54<sup>th</sup> Annual Quality Congress Proceedings, mai/2000, Indianapolis. **CD Rom.**
- 58 PARK, J.I. & YUM, B.J. Optimal Design of Accelerated Degradation Tests for Estimating mean Life Time at the Use Condition. **Engineering Optimization**, v. 28, n. 3, p. 199-230, 1997.
- 59 PARK, J.I. & YUM, B.J. Comparisons of Optimal Accelerated Test Plans for Estimating Quantiles of Lifetime Distribution at the Use Condition. **Engineering Optimization**, v. 31, n. 3, p. 301-328, 1999.
- 60 PASA, G.S. **Método de Otimização Experimental de Formulações.** Porto Alegre, 1996. 168f. Dissertação de Mestrado em Engenharia de Produção. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal do Rio Grande do Sul.
- 61 PIGNATIELLO Jr., J.J. Strategies for Robust Multiresponse Quality Engineering. **IIE Transactions**, v. 25, n. 3, p. 5-15, mai/1993.
- 62 PIZZOLATO, M.; FOGLIATTO, F.S. & CATEN, C.S. Otimização Experimental da Qualidade de um Produto. In 3<sup>o</sup> Congresso Brasileiro de Gestão e Desenvolvimento de Produto, set/2001, Florianópolis/SC. **CD Rom.**
- 63 QANNARI, E.M.; COURCOUX, P. & SÉMÉNOU, M. New Models for the Analysis of Paired Comparison Data: Segmentation of the Panel. **Food Quality Preference**, v. 11, n. 1-2, p. 71-76, jan-mar/2000.
- 64 RIBEIRO, J.L.D. & ELSAYED, E.A. A case Study on Process Optimization using the Gradient Loss Function. **International Journal of Production Research**, v. 33, n. 12, p. 3233-3248, 1995.
- 65 RIBEIRO, J.L.D.; FOGLIATTO, F.S. & CATEN, C.S. Minimizing Manufacturing and Quality Costs in Multiresponse Optimization. **Quality Engineering**, v. 13, n. 2, p. 191-201, 2000.
- 66 ROESCH, S. M. A. **Projetos de estágio do curso de administração: Guia para pesquisas, projetos, estágios e trabalhos de conclusão de curso.** São Paulo: Atlas, 1996, 189p.
- 67 SHIAU, J.J.H. & LIN, H.H. Analyzing Accelerated Degradation Data by Nonparametric Regression. **IEEE Transactions on Reliability**, v. 48, n. 2, p. 149-158, jun/1999.

- 68 SIEGEL, S. **Estatística Não-Paramétrica para as Ciências do Comportamento**. Tradução de: Alfredo Alves de Faria, Rio de Janeiro: MacGraw Hill do Brasil, 1975, 349p.
- 69 STAT GRAPHICS PLUS, Ver. 2. **User Manual**. Manugistics Inc. Rockville, Maryland. 1995.
- 70 TAGUCHI, G. **Introduction to Quality Engineering**. Asian Productivity Organization, Tokyo, 1986.
- 71 TANG, L.C. & CHANG, D.S. Reliability Prediction Using Nondestructive Accelerated Degradation Data: Case Study on Power Supplies. **IEEE Transactions on Reliability**, v. 44, n. 4, p. 562-566, dez/1995.
- 72 TSENG, S.T.; HAMADA, M. & CHIAO, C.H. Using Degradation Data to Improve Fluorescent Lamp Reliability. **Journal of Quality Technology**, v. 27, n. 4, p. 363-369, out/1995.
- 73 TSENG, S.T. & WEN, Z.C. Step-Stress Accelerated Degradation Analysis for Highly Reliable Products. **Journal of Quality Technology**, v. 32, n. 3, p. 209-216, jul/2000.
- 74 TSENG, S.T. & YU, H.F. A Termination Rule for Degradation Experiments. **IEEE Transactions on Reliability**, v. 46, n. 1, p. 130-133, mar/1997.
- 75 VINING, G.G. A Compromise Approach to Multiresponse Optimization. **Journal of Quality Technology**, v. 30, n. 4, p. 309-313, out/1998.
- 76 WASSERMAN, G.S.; SUDJANTO, A. A comparison of three strategies for forecasting warranty claims. **IIE Transactions**, v. 28, n. 4, p. 967-977, 1996.
- 77 WERKEMA, M.C.C. & AGUIAR, S. **Análise de Regressão: Como entender o relacionamento entre as variáveis de um processo**. Belo Horizonte, MG: Fundação Christiano Ottoni, Escola de Engenharia da UFMG, 1996, v. 7, 311p. (a)
- 78 WERKEMA, M.C.C. & AGUIAR, S. **Planejamento e Análise de Experimentos: como identificar e avaliar as principais variáveis influentes em um processo**. Belo Horizonte, MG: Fundação Christiano Ottoni, Escola de Engenharia da UFMG, 1996, v. 8, 294p. (b)
- 79 WERKEMA, M.C.C. & AGUIAR, S. **Otimização Estatística de Processos: Como determinar a condição de operação de um processo que leva ao alcance de uma meta**

**de melhoria.** Belo Horizonte, MG: Fundação Christiano Ottoni, Escola de Engenharia da UFMG, 1996, v. 9, 331p. (c)

- 80 WU, S.J. & SHAO, J. Reliability Analysis using the Least Square Method in Nonlinear Mixed-effect Degradation Models. **Statistica Sinica**, v. 9, n. 3, p. 855-877, jul/1999.
- 81 WU, S.J. & TSAI, T.R. Estimation of Time-To-Failure Distribution Derived from a Degradation Model Using Fuzzy Clustering. **Quality and Reliability Engineering, International**, v. 16, n. 4, p. 261-267, jul-ago/2000.
- 82 WURL, R.C. & ALBIN, S.L. A Comparison of Multiresponse optimization: Sensitivity to Parameter Selection. **Quality Engineering**, v. 11, n. 3, p. 405-415, mar/1999.
- 83 YANG, K. & YANG, G. Performance Degradation Analysis for IRLEDS. **Quality Engineering**, v. 13, n. 1, p. 27-33, 2000.
- 84 YIN, R.K., **Estudo de Caso – Planejamento e Métodos.** Tradução de Daniel Grassi, 2<sup>a</sup> ed. Porto Alegre: Bookman, 2001, 199p.
- 85 YU, H.F. & TSENG, S.T. On-line Procedure for Terminating an Accelerated Degradation Test. **Statistica Sinica**, v. 8, n. 1, p. 207-220, jan/1998.
- 86 YU, H.F. & TSENG, S.T. Designing a Degradation Experiment. **Naval Research Logistics**, v. 46, n. 6, p. 689-706, set/1999.
- 87 YUM, B.J. & KO, S.W. On Parameter Design Optimization Procedures. **Quality and Reliability Engineering International**, v. 7, p. 39-46, 1991.

## **ANEXO I**

Este anexo contém os gráficos dos efeitos principais e das interações das variáveis de resposta Dureza, Custo, Impacto da carga máxima, Impacto energia da carga máxima e Desempenho.

# 1 Gráficos da variável de resposta Dureza

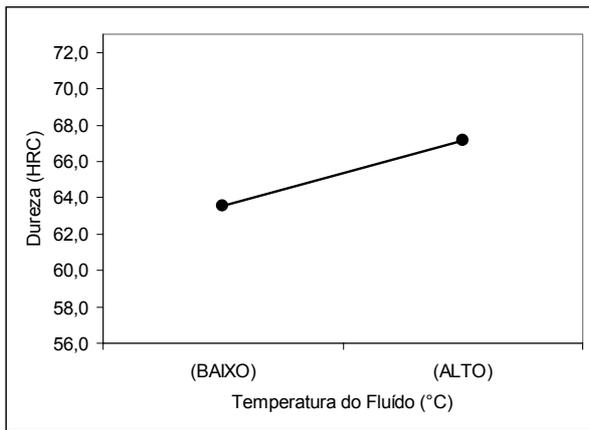


Figura 1 Representação gráfica do efeito do fator Temperatura do Fluido (X<sub>2</sub>) sobre a variável de resposta Dureza

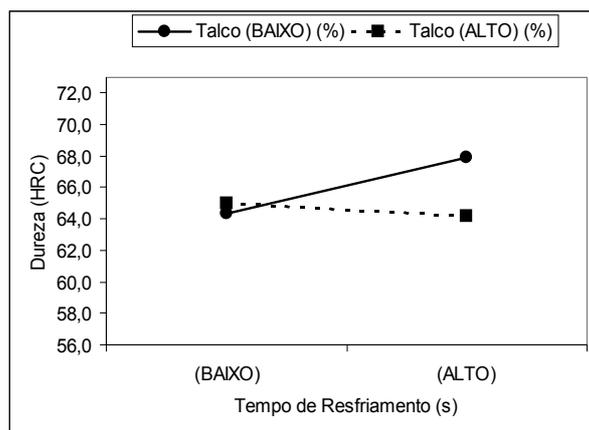


Figura 2 Representação gráfica do efeito da interação entre os fatores Tempo de Resfriamento (X<sub>1</sub>) e Talco (X<sub>4</sub>) sobre a variável de resposta Dureza.

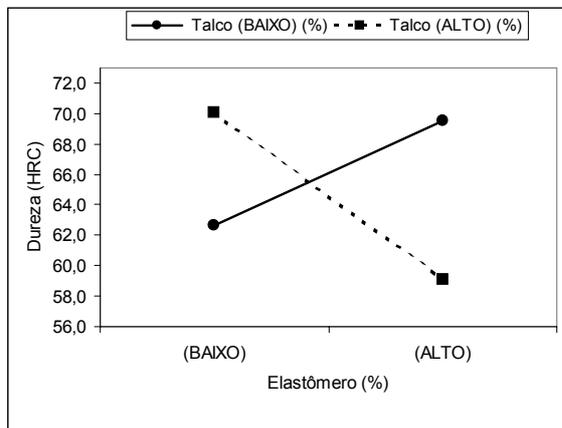


Figura 3 Representação gráfica do efeito da interação entre os fatores Elastômero (X<sub>3</sub>) e Talco (X<sub>4</sub>) sobre a variável de resposta Dureza.

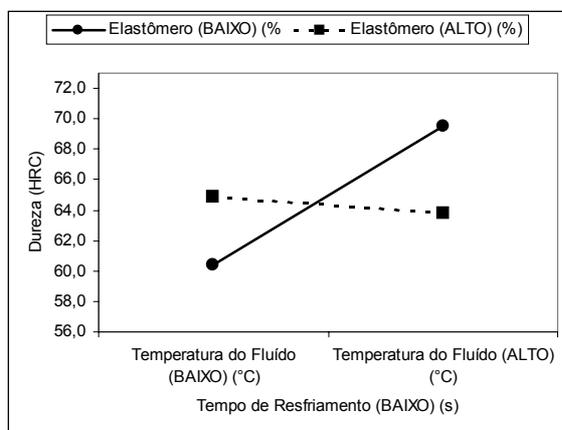
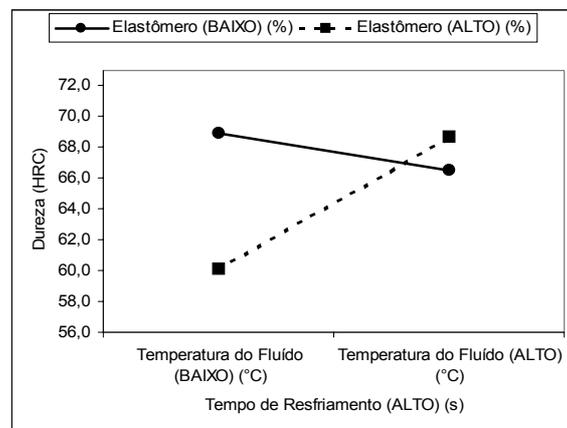


Figura 4 Representação gráfica do efeito da interação entre os fatores Tempo de Resfriamento (X<sub>1</sub>), Temperatura do Fluido (X<sub>2</sub>) e Elastômero (X<sub>3</sub>) sobre a VR Dureza.



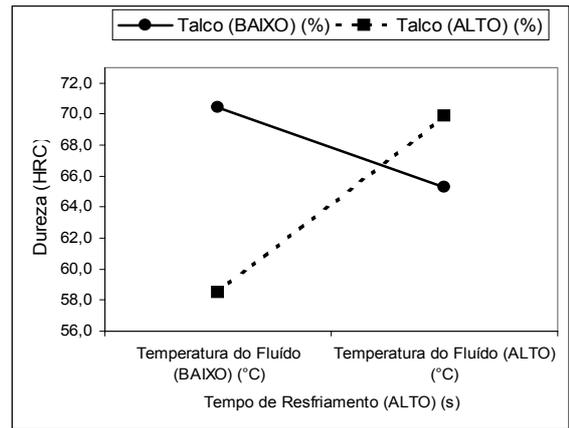
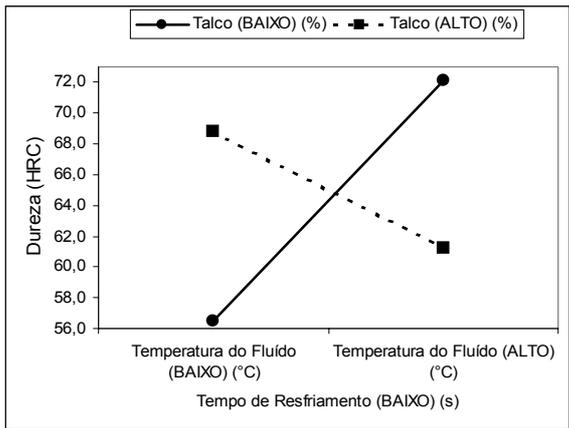


Figura 5 Representação gráfica do efeito da interação entre os fatores Tempo de Resfriamento (X<sub>1</sub>), Temperatura do Fluido (X<sub>2</sub>) e Talco (X<sub>4</sub>) sobre a variável de resposta Dureza.

## 2 Gráficos da variável de resposta impacto da carga máxima

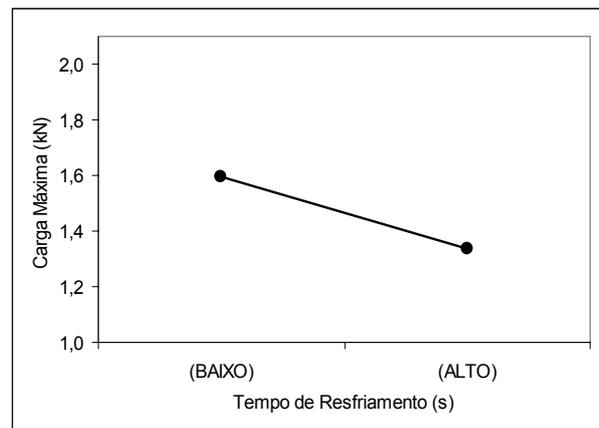
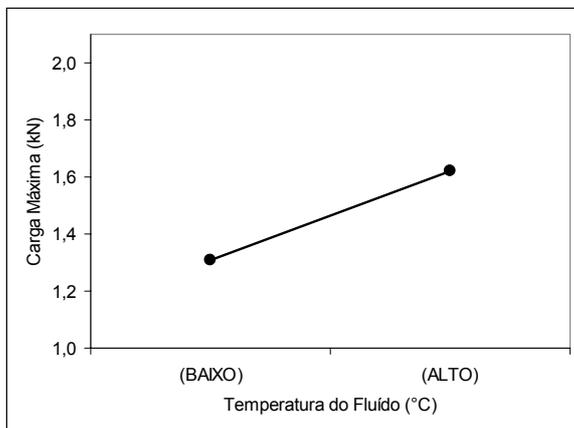


Figura 6 Representação gráfica do efeito do fator Tempo de Resfriamento (X<sub>1</sub>) sobre a variável de resposta Impacto da carga máxima

Figura 7 Representação gráfica do efeito do fator Temperatura do Fluido (X<sub>2</sub>) sobre a variável de resposta Impacto da carga máxima

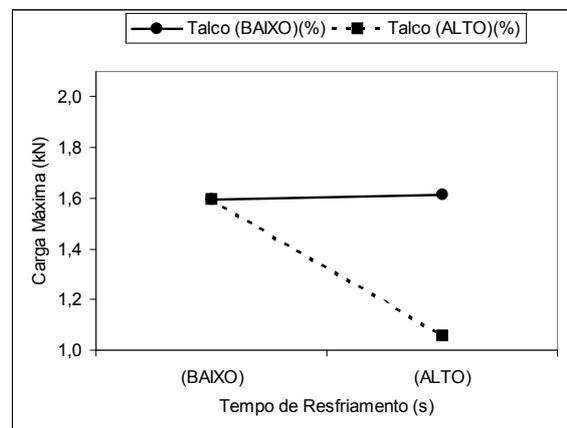
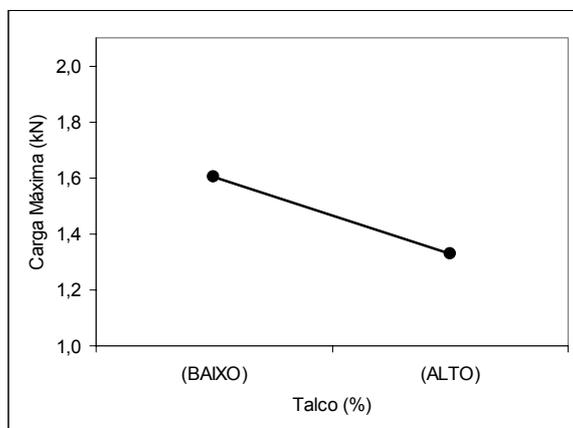


Figura 8 Representação gráfica do efeito do fator Talco (X<sub>4</sub>) sobre a variável de resposta Impacto da carga máxima

Figura 9 Representação gráfica do efeito da interação entre os fatores Tempo de Resfriamento (X<sub>1</sub>) e Talco (X<sub>4</sub>) sobre a variável de resposta Impacto da carga máxima

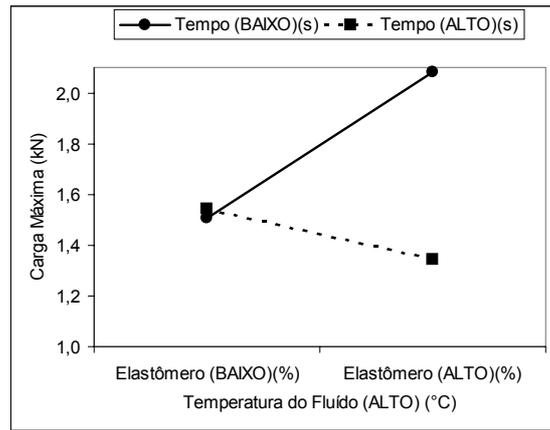
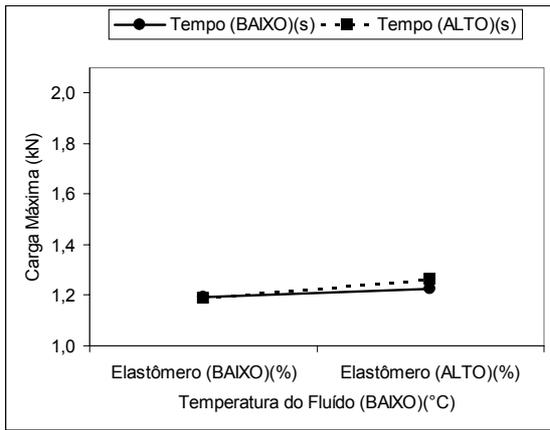


Figura 10 Representação gráfica do efeito da interação entre os fatores Tempo de Resfriamento ( $X_1$ ), Temperatura do Fluido ( $X_2$ ) e Elastômero ( $X_3$ ) sobre a variável de resposta Impacto da carga máxima

### 3 Gráficos da variável de resposta Impacto energia da carga máxima

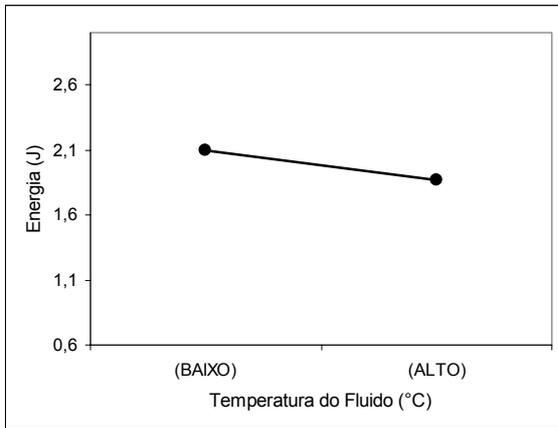


Figura 11 Representação gráfica do efeito do fator Temperatura do Fluido ( $X_2$ ) sobre a variável de resposta Impacto energia da carga máxima

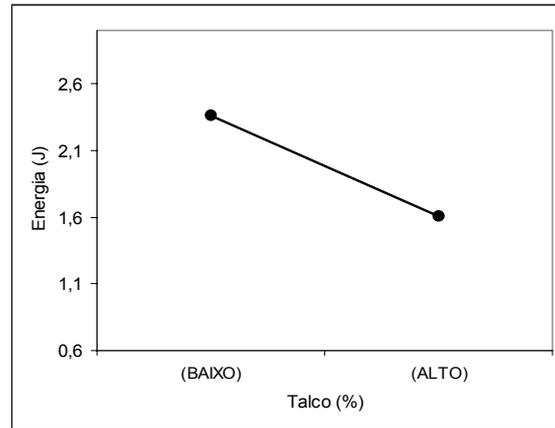


Figura 12 Representação gráfica do efeito do fator Talco ( $X_4$ ) sobre a variável de resposta Impacto energia da carga máxima

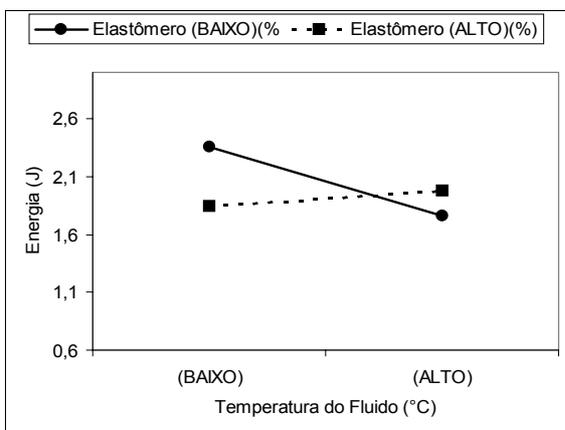


Figura 13 Representação gráfica do efeito da interação entre os fatores Tempo de Resfriamento ( $X_1$ ) e Temperatura do Fluido ( $X_2$ ) sobre a variável de resposta Impacto energia da carga máxima

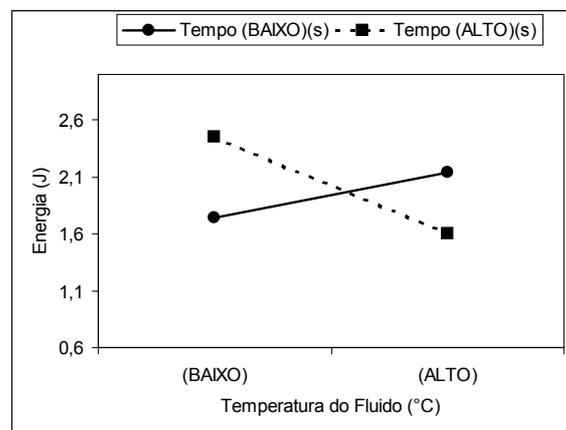


Figura 14 Representação gráfica do efeito da interação entre os fatores Temperatura do Fluido ( $X_2$ ) e Elastômero ( $X_3$ ) sobre a variável de resposta Impacto energia da carga máxima

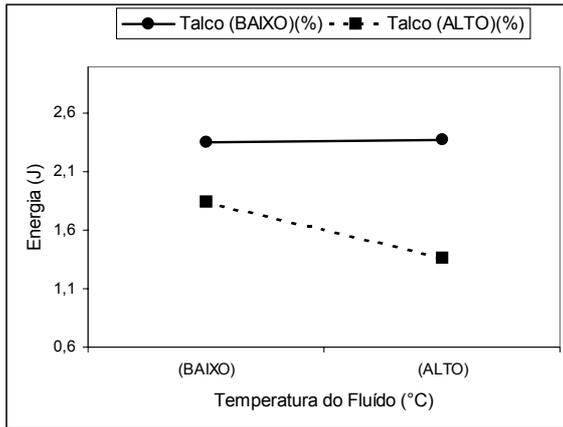


Figura 15 Representação gráfica do efeito da interação entre os fatores Temperatura do Fluido ( $X_2$ ) e Talco ( $X_4$ ) sobre a variável de resposta Impacto energia da carga máxima.

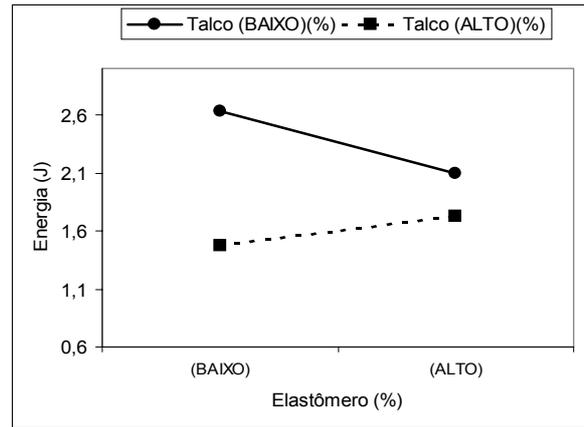


Figura 16 Representação gráfica do efeito da interação entre os fatores Elastômero ( $X_3$ ) e Talco ( $X_4$ ) sobre a variável de resposta Impacto energia da carga máxima

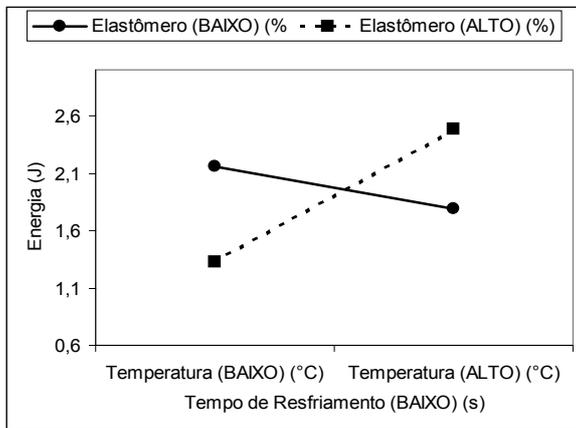


Figura 17 Representação gráfica do efeito da interação entre os fatores Tempo de Resfriamento ( $X_1$ ), Temperatura do Fluido ( $X_2$ ) e Elastômero ( $X_3$ ) sobre a variável de resposta Impacto energia da carga máxima

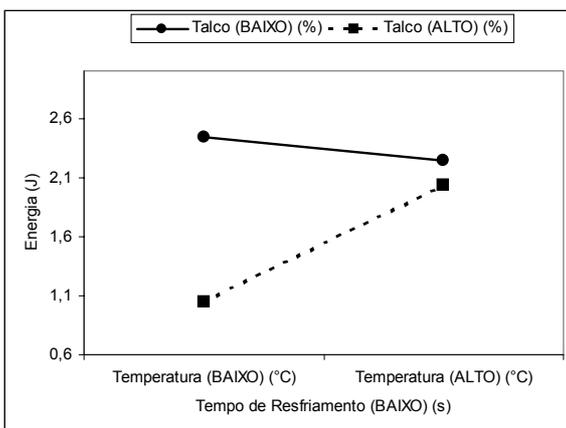
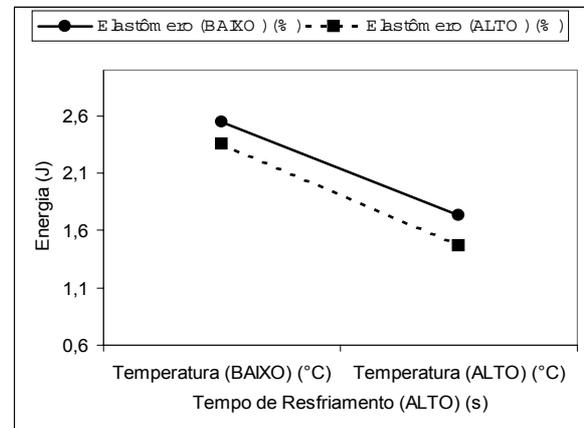


Figura 18 Representação gráfica do efeito da interação entre os fatores Tempo de Resfriamento ( $X_1$ ), Temperatura do Fluido ( $X_2$ ) e Talco ( $X_4$ ) sobre a variável de resposta Impacto energia da carga máxima

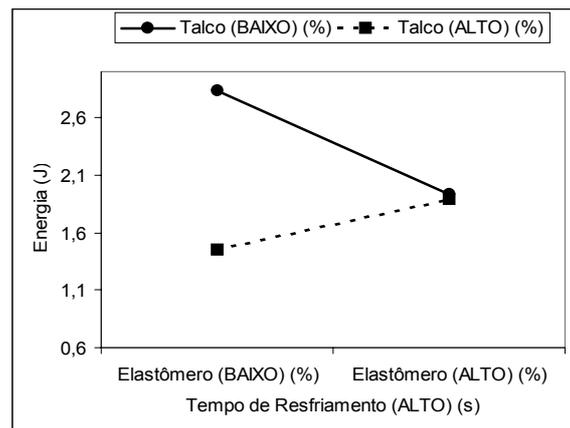
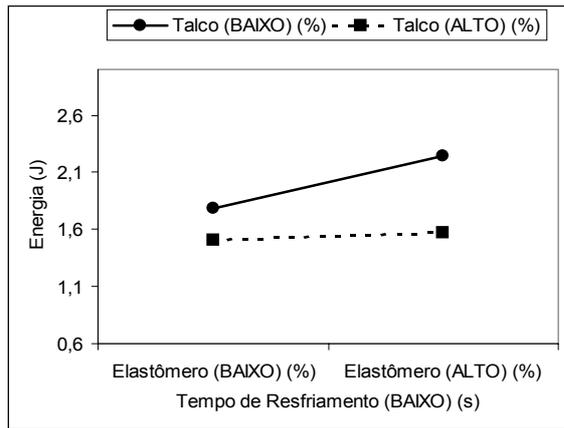


Figura 19 Representação gráfica do efeito da interação entre os fatores Tempo de Resfriamento ( $X_1$ ), Elastômero ( $X_3$ ) e Talco ( $X_4$ ) sobre a variável de resposta Impacto energia da carga máxima.

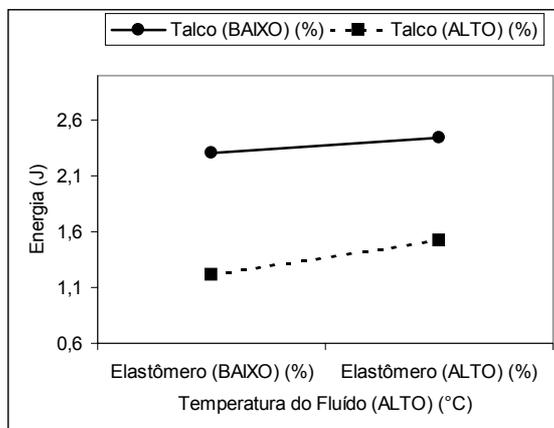
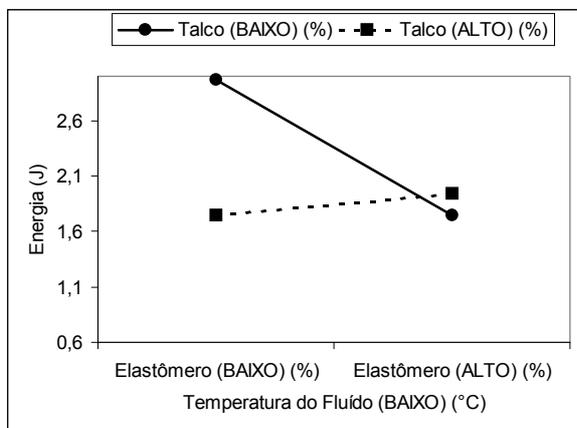


Figura 20 Representação gráfica do efeito da interação entre os fatores Temperatura do Fluido ( $X_2$ ), Elastômero ( $X_3$ ) e Talco ( $X_4$ ) sobre a variável de resposta Impacto energia da carga máxima.

#### 4 Gráficos da variável de resposta Desempenho

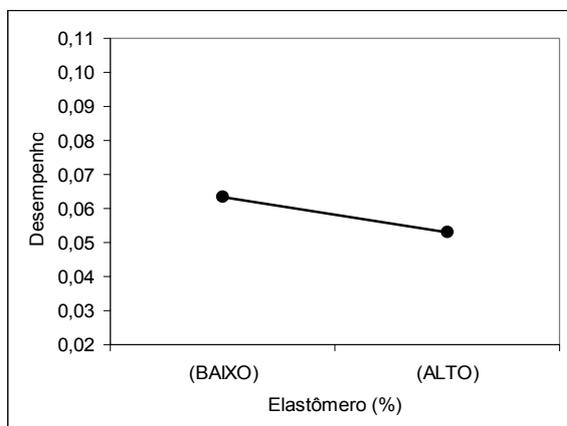


Figura 21 Representação gráfica do efeito do fator Elastômero ( $X_3$ ) sobre a variável de resposta Desempenho.

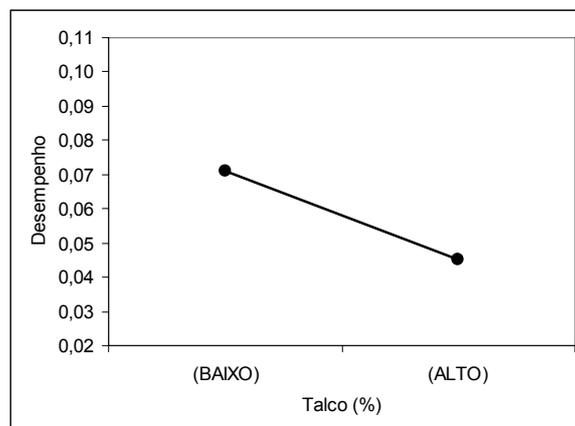


Figura 22 Representação gráfica do efeito do fator Talco ( $X_4$ ) sobre a variável de resposta Desempenho.

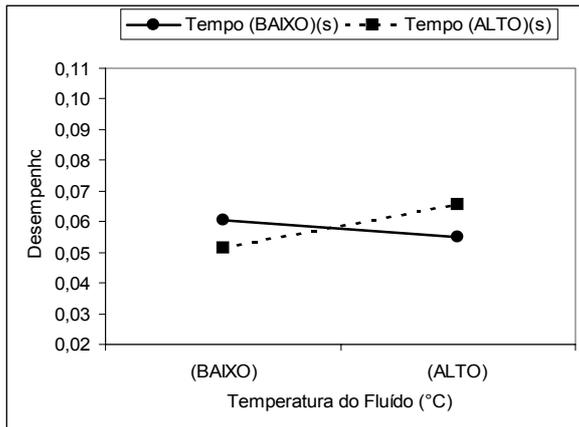


Figura 23 Representação gráfica do efeito da interação entre os fatores Tempo de Resfriamento ( $X_1$ ) e Temperatura do Fluido ( $X_2$ ) sobre a variável de resposta Desempenho.

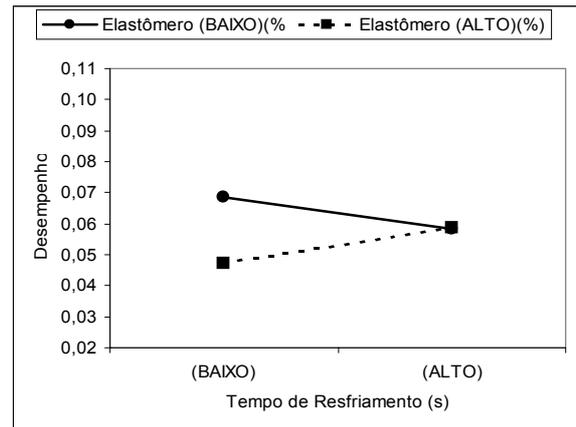


Figura 24 Representação gráfica do efeito da interação entre os fatores Tempo de Resfriamento ( $X_1$ ) e Elastômero ( $X_3$ ) sobre a variável de resposta Desempenho.

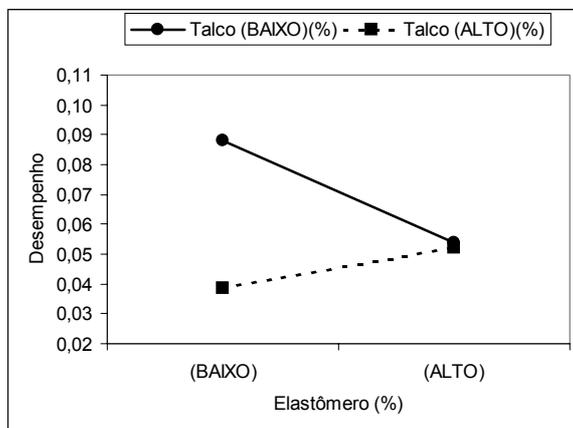


Figura 25 Representação gráfica do efeito da interação entre os fatores Elastômero ( $X_3$ ) e Talco ( $X_4$ ) sobre a variável de resposta Desempenho.

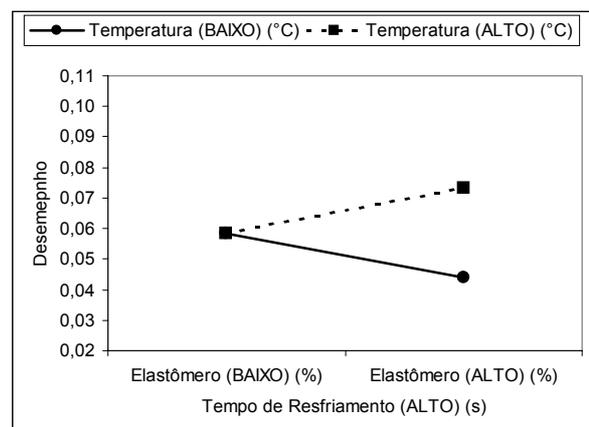
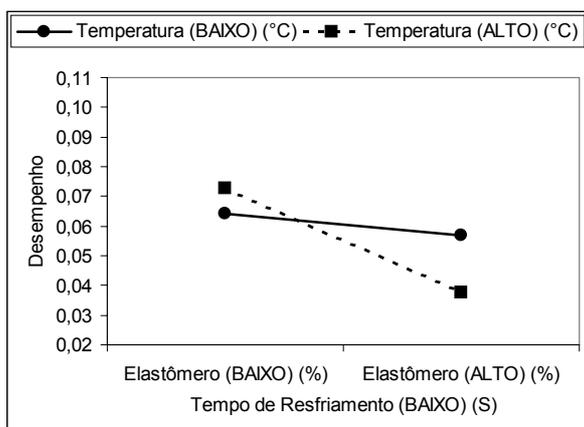


Figura 26 Representação gráfica do efeito da interação entre os fatores Tempo de Resfriamento ( $X_1$ ), Temperatura do Fluido ( $X_2$ ) e Elastômero ( $X_3$ ) sobre a variável de resposta Desempenho.

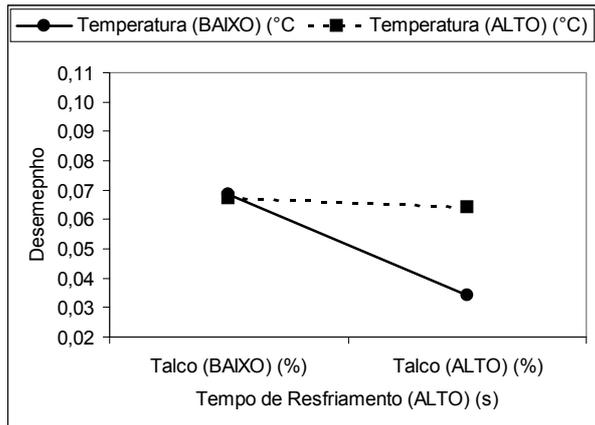
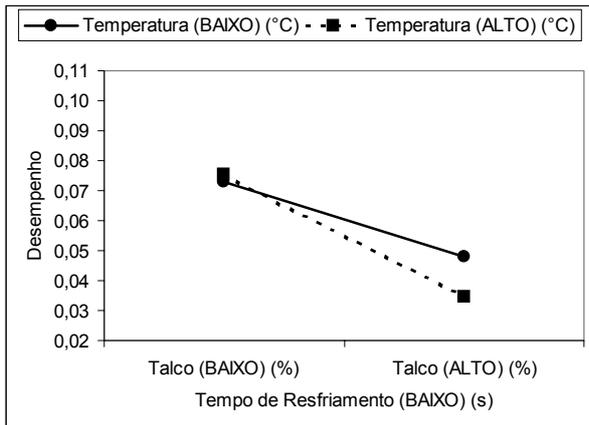


Figura 27 Representação gráfica do efeito da interação entre os fatores Tempo de Resfriamento ( $X_1$ ), Temperatura do Fluido ( $X_2$ ) e Talco ( $X_4$ ) sobre a variável de resposta Desempenho.

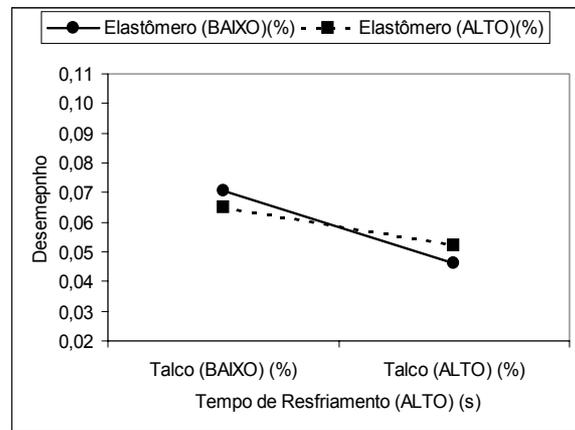
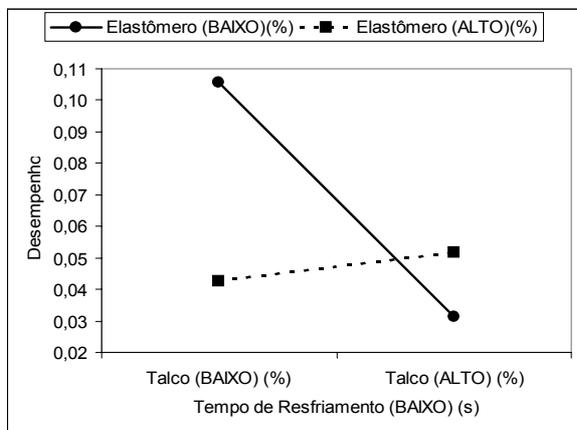


Figura 28 Representação gráfica do efeito da interação entre os fatores Tempo de Resfriamento ( $X_1$ ), Elastômero ( $X_3$ ) e Talco ( $X_4$ ) sobre a variável de resposta Desempenho.

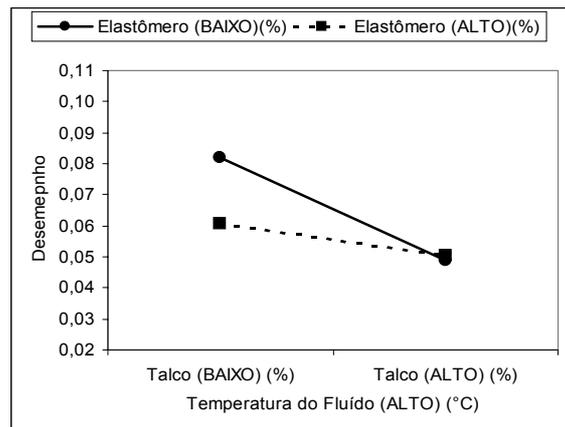
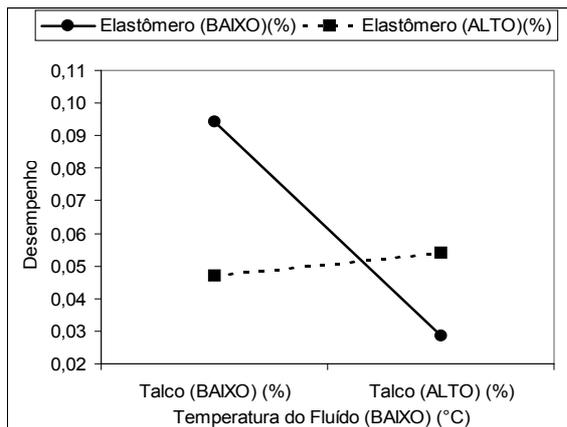


Figura 29 Representação gráfica do efeito da interação entre os fatores Temperatura do Fluido ( $X_2$ ), Elastômero ( $X_3$ ) e Talco ( $X_4$ ) sobre a variável de resposta Desempenho.

## **ANEXO II**

Este anexo contém os registros das avaliações da variável de resposta de Desempenho dos avaliadores 1, 2, 3, 4 5 e 6, utilizados para a otimização do produto.

Registros do avaliador 1									Registros do avaliador 2									
Amostra	Pior			Igual	Melhor					Pior			Igual	Melhor				
1				X									X					
2			X										X					
3			X								X							
4				X									X					
5				X								X						
6			X								X							
7				X									X					
8				X							X							
9				X									X					
10				X								X						
11	X										X							
12			X								X							
13			X								X							
14	X									X								
15			X										X					
16				X									X					
17				X									X					

Registros do avaliador 3									Registros do avaliador 4									
Amostra	Pior			Igual	Melhor					Pior			Igual	Melhor				
1				X									X					
2	X											X						
3		X										X						
4				X								X						
5			X									X						
6		X										X						
7			X									X						
8			X										X					
9				X									X					
10				X									X					
11		X										X						
12			X											X				
13		X										X						
14	X										X							
15				X								X						
16		X										X						
17			X									X						

Registros do avaliador 5									Registros do avaliador 6									
Amostra	Pior			Igual	Melhor					Pior			Igual	Melhor				
1				X									X					
2			X										X					
3			X								X							
4				X								X						
5			X									X						
6				X								X						
7			X									X						
8				X									X					
9				X									X					
10				X									X					
11						X							X					
12				X										X				
13				X										X				
14	X										X							
15				X									X					
16	X												X					
17			X										X					

## **ANEXO III**

Este anexo contém os dados da transformação da variável de resposta desempenho, para os avaliadores 1, 2, 3, 4, e 5 utilizados para a otimização do produto.

Amostra	Avaliador 1			Avaliador 2		
	Nota dada equivalente (Ne)	Nota normalizada (Nn)	Nota ponderada (Np)	Nota dada equivalente (Ne)	Nota normalizada (Nn)	Nota ponderada (Np)
1	1,000	0,097	0,022	1,000	0,077	0,017
2	0,250	0,024	0,005	0,500	0,039	0,008
3	0,250	0,024	0,005	0,167	0,013	0,003
4	0,500	0,048	0,011	0,250	0,019	0,004
5	0,250	0,024	0,005	0,250	0,019	0,004
6	0,500	0,048	0,011	0,500	0,039	0,008
7	0,250	0,024	0,005	0,500	0,039	0,008
8	0,500	0,048	0,011	1,000	0,077	0,017
9	0,500	0,048	0,011	1,000	0,077	0,017
10	0,500	0,048	0,011	1,000	0,077	0,017
11	2,000	0,194	0,044	1,000	0,077	0,017
12	1,000	0,097	0,022	2,000	0,155	0,034
13	1,000	0,097	0,022	2,000	0,155	0,034
14	0,167	0,016	0,004	0,250	0,019	0,004
15	1,000	0,097	0,022	0,500	0,039	0,008
16	0,167	0,016	0,004	0,500	0,039	0,008
17	0,500	0,048	0,011	0,500	0,039	0,008
$\sum Ne_{Avj/ai}$	10,333			12,917		
$R^2_{ajus} Av_j$	97,893			95,024		
$w_{Ne} Av_j$	0,22548			0,21888		

Amostra	Avaliador 3			Avaliador 4		
	Nota dada equivalente (Ne)	Nota normalizada (Nn)	Nota ponderada (Np)	Nota dada equivalente (Ne)	Nota normalizada (Nn)	Nota ponderada (Np)
1	1,000	0,188	0,025	1,000	0,089	0,014
2	0,125	0,023	0,003	0,250	0,022	0,003
3	0,167	0,031	0,004	0,500	0,044	0,007
4	0,500	0,094	0,012	0,500	0,044	0,007
5	0,250	0,047	0,006	0,500	0,044	0,007
6	0,167	0,031	0,004	0,500	0,044	0,007
7	0,250	0,047	0,006	0,500	0,044	0,007
8	0,250	0,047	0,006	1,000	0,089	0,014
9	0,500	0,094	0,012	1,000	0,089	0,014
10	0,500	0,094	0,012	1,000	0,089	0,014
11	0,167	0,031	0,004	0,500	0,044	0,007
12	0,250	0,047	0,006	2,000	0,178	0,027
13	0,167	0,031	0,004	0,500	0,044	0,007
14	0,125	0,023	0,003	0,250	0,022	0,003
15	0,500	0,094	0,012	0,500	0,044	0,007
16	0,167	0,031	0,004	0,500	0,044	0,007
17	0,250	0,047	0,006	0,250	0,022	0,003
$\sum Ne_{Avj/ai}$	5,333			11,250		
$R^2_{ajus} Av_j$	56,930			66,202		
$w_{Ne} Av_j$	0,13113			0,15249		

Amostra	Avaliador 5			Avaliador 6			Vetor composto ponderado (VCP)
	Nota dada equivalente (Ne)	Nota normalizada (Nn)	Nota ponderada (Np)	Nota dada equivalente (Ne)	Nota normalizada (Nn)	Nota ponderada (Np)	
1	1,000	0,104	0,023	1,000	0,186	0,009	0,109
2	0,250	0,026	0,006	0,500	0,093	0,004	0,031
3	0,250	0,026	0,006	0,167	0,031	0,001	0,026
4	1,000	0,104	0,023	0,500	0,093	0,004	0,062
5	0,500	0,052	0,012	0,250	0,047	0,002	0,037
6	0,250	0,026	0,006	0,167	0,031	0,001	0,038
7	0,500	0,052	0,012	0,500	0,093	0,004	0,043
8	1,000	0,104	0,023	0,167	0,031	0,001	0,072
9	0,500	0,052	0,012	0,500	0,093	0,004	0,070
10	1,000	0,104	0,023	0,250	0,047	0,002	0,079
11	0,167	0,017	0,004	0,167	0,031	0,001	0,077
12	0,500	0,052	0,012	0,167	0,031	0,001	0,102
13	0,250	0,026	0,006	0,167	0,031	0,001	0,074
14	0,167	0,017	0,004	0,125	0,023	0,001	0,019
15	0,250	0,026	0,006	0,250	0,047	0,002	0,057
16	1,000	0,104	0,023	0,250	0,047	0,002	0,049
17	1,000	0,104	0,023	0,250	0,047	0,002	0,055
$\sum Ne_{Aj/ai}$	9,583			5,375			
$R^2_{ajus} Av_j$	97,486			20,611			
$w_{Ne} Av_j$	0,22455			0,04748			