

**Dissertação**

**Eng. Manoel de Queiroz Cordova Santos**

**2001**

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA  
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA  
MECÂNICA**

**SISTEMATIZAÇÃO PARA APLICAR O PROJETO DE EXPERIMENTOS  
NA MELHORIA DA CONFIABILIDADE DE PRODUTOS**

**DISSERTAÇÃO SUBMETIDA À UNIVERSIDADE  
FEDERAL DE SANTA CATARINA PARA A OBTENÇÃO  
DO GRAU DE MESTRE EM ENGENHARIA MECÂNICA**

**MANOEL DE QUEIROZ CORDOVA SANTOS**

**FLORIANÓPOLIS, MARÇO DE 2001**

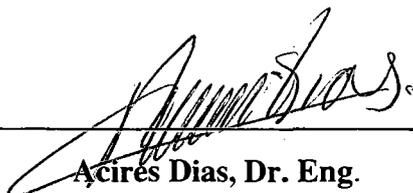
SISTEMATIZAÇÃO PARA APLICAR O PROJETO DE EXPERIMENTOS  
NA MELHORIA DA CONFIABILIDADE DE PRODUTOS

**MANOEL DE QUEIROZ CORDOVA SANTOS**

ESTA DISSERTAÇÃO FOI JULGADA PARA OBTENÇÃO DO TÍTULO DE  
MESTRE EM ENGENHARIA

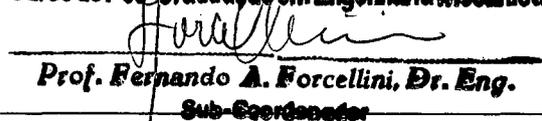
ESPECIALIDADE ENGENHARIA MECÂNICA, ÁREA DE CONCENTRAÇÃO  
PROJETO DE SISTEMAS MECÂNICOS, APROVADA EM SUA FORMA FINAL  
PELO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA.

UFSC - Centro Tecnológico  
Curso de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica



Acirés Dias, Dr. Eng.

Orientador

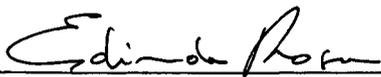


Prof. Fernando A. Forcellini, Dr. Eng.  
Sub-Coordenador

Júlio César Passos, Dr. Eng.

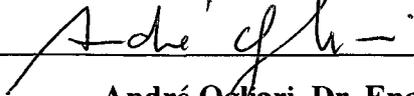
Coordenador do Curso

**BANCA EXAMINADORA**

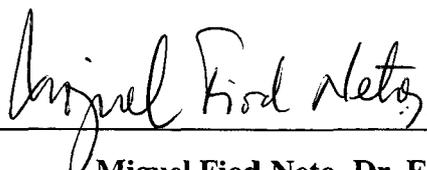


Edison da Rosa, Dr. Eng.

Presidente da banca



André Oghari, Dr. Eng.



Miguel Fiod Neto, Dr. Eng.

## DEDICATÓRIA

Ao Pai, ao Filho e ao Espírito Santo, pois sem eles nada sou.

A Manoel Lobão Muniz de Queiroz, um Santo,  
que conheci em vida e a quem Deus me concedeu  
a Graça de ser neto.

## AGRADECIMENTOS

ao professor Acires Dias, pela orientação do trabalho, amizade e as conversas que tivemos;

ao professor Júlio César Passos, pelo voto de confiança neste trabalho;

aos colegas do NeDIP, em especial a Eduardo Yugi Sakurada, com quem troquei muitas idéias;

aos amigos do EMAÚS, em especial aos amigos dos grupos Nossa Senhora das Graças e São Paulo, pelas orações, carinho e amizade que sempre me demonstraram;

aos amigos da Galera do Sul, com quem já caminho há mais de dez anos e sempre souberam entender meus “dias de reclusão” e pelo apoio recebido;

aos professores e mestres de minha vida, obrigado por sua dedicação e ensinamentos, ou como diz o prof. Jonny C. da Silva, “conhecimento é tudo aquilo que fica em nossa cabeça depois que esquecemos o que se estudou.” Muito obrigado a todos vocês por me ensinarem a “esquecer”;

a Emílio Rossi, Paulo Gomes de Oliveira, Carlos Roberto de F. Esteves e Flávio Pinho, pelo apoio recebido no trabalho e pelo estímulo para terminar esta dissertação;

aos amigos da Engenharia de Configuração, pela amizade e apoio recebidos;

ao escotismo e todos os amigos que nele participaram de minha vida, por ter auxiliado a formar parte do meu caráter;

à minha segunda mãe, Júlia J. Antunes, por toda sua dedicação;

à minha amada Juliana e sua estimada família, pelo amor, carinho e compreensão dedicados a minha pessoa;

aos meus pais, que me educaram nos caminhos da ciência e da fé, do amor e do estudo e de quem muito aprendo sobre a vida;

e a todos os aflitos que, como eu, não viam a hora em que eu dissesse “terminei!!!”

## SUMÁRIO

<b>1. INTRODUÇÃO</b> .....	01
<b>2. PROJETO DE EXPERIMENTOS</b> .....	05
2.1 Introdução .....	05
2.1.1 Definição dos termos usuais da ferramenta projeto de experimentos (DoE) .....	07
2.2 Classificação atual dos projetos de experimentos .....	09
2.3 Requisitos para realizar um bom experimento .....	14
2.4 Postulados chaves de um experimento .....	17
2.5 Princípios básicos da experimentação (física) .....	19
2.6 Passos para planejar um experimento .....	22
2.7 Mas quais são os benefícios fornecidos por um experimento projetado? .....	25
2.8 Áreas de aplicações práticas dos projetos de experimento .....	26
2.9 Utilizando DoE no processo de projeto e na engenharia de confiabilidade .....	27
2.10 Efetuando a análise de um experimento .....	30
2.11 Projetos fatoriais completos e fracionados .....	47
2.11.1 Projetos com dois fatores e N níveis .....	47
2.11.2 Projetos com dois níveis e k fatores .....	48
2.11.2.1 Considerações iniciais .....	48
2.11.2.2 Propriedades e princípios fundamentais .....	50
2.11.2.3 A definição dos contrastes ortogonais e a ANOVA .....	52
2.11.2.4 Geração de experimentos fatoriais fracionados .....	56
2.11.2.5 Resolução de projetos fatoriais .....	58
2.11.2.6 Técnica de blocos para delineamentos $2^k$ e $2^{k-p}$ .....	59
2.11.3 Outros projetos fatoriais .....	59
2.12 Superfície de resposta de um experimento .....	60
2.13 Projeto de parâmetros .....	62
2.14 Considerações finais .....	63
<b>3. CONFIABILIDADE</b> .....	65
3.1 Introdução à confiabilidade.....	65
3.2 Considerações sobre a “curva da taxa de falha” .....	69

3.3 Funções de variáveis aleatórias usualmente utilizadas para o estudo da confiabilidade..	70
3.4 Classificação das atividades da garantia da confiabilidade.....	73
3.5 Confiabilidade a partir da existência de dados estatísticos.....	80
3.6 Confiabilidade a partir da não-existência de dados estatísticos.....	82
3.7 Algumas técnicas de análise para determinar a confiabilidade .....	85
3.8 Implementando melhorias na confiabilidade de produtos através da aplicação de DoE..	87
3.9 Considerações finais .....	89
<b>4. METODOLOGIA DE PROJETO .....</b>	<b>91</b>
4.1 Introdução à metodologia de projeto .....	91
4.2 O conceito de processo de projeto adotado neste estudo .....	92
4.3 Fases do processo de projeto .....	93
4.3.1 Projeto informacional .....	94
4.3.2 Projeto conceitual .....	96
4.3.3 Projeto preliminar.....	100
4.3.4 Projeto detalhado.....	100
4.4 Considerações finais .....	101
<b>5. SISTEMÁTICA PARA PROJETAR EXPERIMENTOS E MELHORIA DA CONFIABILIDADE ATRAVÉS DO DoE.....</b>	<b>104</b>
5.1 Introdução.....	104
5.2 Uma sistemática para projetar experimentos.....	105
5.2.1 Fase de projeto informacional do experimento.....	106
5.2.1.1 Etapa para definir o problema.....	107
5.2.1.2 Etapa para definir os requisitos do experimento.....	109
5.2.1.3 Etapa para definir a logística e a viabilidade do experimento.....	110
5.2.2 Fase de projeto conceitual do experimento.....	112
5.2.2.1 Etapa para definir os fatores, seus níveis e intervalos.....	114
5.2.2.2 Etapa para definir a resposta do experimento.....	115
5.2.2.3 Etapa para selecionar o grupo de delineamentos mais apropriados.....	116
5.2.2.4 Etapa de verificação do projeto conceitual do experimento.....	117
5.2.3 Fase de projeto preliminar do experimento.....	118
5.2.3.1 Etapa para determinar o tamanho da amostra.....	118
5.2.3.2 Etapa para determinar a resolução do experimento.....	119
5.2.3.3 Etapa para selecionar a família de delineamento experimental.....	119

5.2.3.4 Etapa para verificar o projeto preliminar do experimento.....	121
5.2.4 Fase de projeto detalhado do experimento.....	122
5.2.4.1 Etapa para a preparação do ambiente de ensaio.....	123
5.2.4.2 Etapa para a execução do experimento.....	123
5.2.4.3 Etapa para análise dos dados.....	124
5.2.4.4 Etapa para verificação do projeto detalhado do experimento.....	127
5.2.4.5 Etapa para elaboração do relatório do experimento.....	127
5.3 Implementando melhorias na confiabilidade dos produtos através da utilização do DoE	128
5.4 Aplicação do DoE nas diversas fases do projeto.....	131
5.5 Aplicação de softwares para auxiliar as atividades de análise do DoE.....	132
5.6 Estudo de caso.....	133
5.6 Considerações finais.....	137
<b>6. CONCLUSÃO</b> .....	138
6.1 Sobre os objetivos e metas atingidas .....	138
6.2 Contribuições .....	139
6.3 Propostas para trabalhos futuros .....	139
6.4 Considerações finais .....	140
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b> .....	141
<b>ANEXOS</b> .....	145
I. Tipos de erros estatísticos (erros tipo I e II) .....	145
II. Curvas características de operação .....	146
III. Check-list para o projeto informacional de um experimento .....	150
IV. Check-list para o projeto conceitual de um experimento .....	151
V. Exemplos de aleatorização experimental .....	152
VI. Trabalho publicado como fruto desta dissertação .....	154

## NOTAÇÃO

$N^k$	→ N = número de níveis de variáveis; k = fatores envolvidos
$S_E$	→ Erro Padrão
$S_i^2$	→ Estimativa da i-ésima variância da combinação de n tratamentos
$n$	→ Número de observações do experimento
$y_{ij}$	→ i-j-ésima observação do experimento
$\bar{y}_i$	→ Média das observações do i-ésimo tratamento (média da amostra i)
$S^2$	→ Estimativa da variância global do experimento (variância da amostra)
$2^K$	→ Onde, k representa o número de fatores do experimento
$S_E(\cdot)$	→ Erro padrão o efeito de um determinado tratamento
$MS_E$	→ Quadro médio do erro
$E_f(\cdot)$	→ Efeito de um determinado tratamento
$\bar{y}_{(\cdot)^+}$	→ Média das observações para o fator (.) no nível alto
$\bar{y}_{(\cdot)^-}$	→ Média das observações para o fator (.) no nível baixo
$\alpha$	→ Nível de significância do experimento (Erro do tipo I)
$\beta$	→ Erro do tipo II em um teste de hipóteses
$P\{.\}$	→ Probabilidade do evento (.) ocorrer
$H_0$	→ Hipótese nula de um teste de hipóteses
$H_1$	→ Hipótese alternativa de um teste de hipóteses
$F_0$	→ Valor observado para a estatística de teste baseada na distribuição
$F, F_{\alpha, a-1, N-a}$	→ Valor crítico da distribuição F para um nível de significância $\alpha$ , a fatores e N observações
$a - 1$	→ Grau de liberdade dos tratamentos, onde: <u>a</u> é o número de tratamentos do experimento
$N - a$	→ Grau de liberdade do erro experimental, onde <u>N</u> é o tamanho da amostra e <u>a</u> o número de tratamentos do experimento
$\Phi^2$	→ Parâmetro das curvas de características operacionais
$n$	→ Número de replicações para cada combinação dos tratamentos
$\tau_i$	→ Efeito do i-ésimo tratamento

$\sigma^2$	→ Variância do experimento
$\mu_i$	→ Medida da i-ésima observação
$a$	→ Número de fatores (ou tratamentos) envolvidos no experimento
$\bar{\mu}$	→ Média global das observações
$v_2$	→ Número de graus de liberdade para o erro experimental
$D$	→ Diferença entre o efeito de um par de tratamentos
$P$	→ Acréscimo no desvio padrão de uma observação, expresso em %
$t$	→ Estatística da distribuição t de <i>Student</i>
$\mu$	→ Média global de todos os experimentos
$\varepsilon_{ij}$	→ Componente de erro aleatório associado à ij-ésima observação
$y_i$	→ Soma de todas as respostas do i-ésimo tratamento ( $p/ N^1$ )
$\bar{y}_i$	→ Média das respostas do i-ésimo tratamento ( $p/ N^1$ )
$y_{..}$	→ Soma de todas as respostas observadas no experimento ( $p/ N^1$ )
$\bar{y}_{..}$	→ Média global do experimento ( $p/ N^1$ )
$SS_{( )}$	→ Soma dos quadrados (do total, dos tratamentos, dos blocos, do erro)
$MS_{( )}$	→ Quadrado médio (do total, dos tratamentos, dos blocos, do erro)
$\hat{\mu}$	→ Estimador da média global do experimento
$\hat{\tau}_i$	→ Estimador do efeito do experimento para o i-ésimo tratamento
$S_{\bar{y}_i}$	→ Estimador do desvio padrão para as médias
$n_h$	→ Média harmônica dos tamanhos das amostras dos tratamentos
$n_i$	→ Número de replicações para o i-ésimo tratamento
$r_\alpha$	→ Intervalo significante de Duncan
$f$	→ Número de graus de liberdade para o erro
$e_{ij}$	→ Resíduo para j-ésima observação do i-ésimo tratamento
$R_p$	→ Intervalos menos significantes
$r_\alpha(p, f)$	→ Intervalo significante em função do número de graus de liberdade para o erro ( $f$ ), do conjunto de tratamentos do experimento ( $p$ ) e do nível de significância ( $\alpha$ ).
$\hat{y}_{ij}$	→ Estimador para a i-j-ésima observação
$\hat{\tau}_i$	→ Estimador para o efeito do i-ésimo tratamento.
$d_{ij}$	→ Resíduos padronizados
$\lambda$	→ Parâmetro de Box-Cox para transformações de potência da resposta de um experimento.

$y_{ijk}$	→ i-j-k-ésima observação para um experimento do tipo $N^2$
$\beta_j$	→ Efeito para o j-ésimo nível do tratamento B
$2^{k-p}$	→ Onde k é o número de fatores envolvidos no experimento e p representa a fração desejada para o experimento
$C_{(.)}$	→ Contraste para o fator (.)
$x_i$	→ Variável codificada do modelo de regressão linear
$y$	→ Resposta real de um experimento
$F_{(.) i}$	→ Resposta do i-ésimo fator no nível (.)
$\beta_0, \beta_i, \beta_{ij}$	→ Coeficientes de regressão
$f(x)$	→ Função densidade de probabilidade
$F(x)$	→ Função densidade de probabilidade acumulada (ou função da não-confiabilidade)
$R(x)$	→ Função confiabilidade
$\lambda(x)$	→ Função taxa de falha
$h(x)$	→ Função “ <i>hazard rate</i> ” ou taxa de risco
$x$	→ Intervalo de tempo
$X$	→ Variável aleatória período de vida
$\beta$	→ Parâmetro de forma de para a função Weibull
$\gamma$	→ Parâmetro de localização de para a função Weibull
$\eta$	→ Parâmetro de escala para a função de para a função Weibull
$\lambda$	→ Taxa de falha
$\lambda_b$	→ Taxa de falha básica
$\pi_{(.)}$	→ Fatores para determinar a taxa de falha básica

## ABREVIATURAS E SIGLAS

**ASTM** – *American Society of Testing Materials*.

**ANOVA** – *Analysis of Variance*. Análise de variância. Alguns autores denominam esta análise de ANAVA, um acrônimo para o significado em português do termo.

**CAE** – *Computer Aided Engineering*. Engenharia auxiliada pelo computador.

**DoE** – *Design of Experiments*. Projeto de experimentos. Neste trabalho, o termo *design* será mais utilizado no sentido de projeto. O termo projetar um experimento traz esta ferramenta mais próxima dos agentes de projeto. Outra tradução utilizada é o termo delineamento de experimentos. O autor decidiu utilizar o termo “projeto” para o ato de planejamento do experimento e o termo “delineamento” para representar os arranjos experimentais.

**ESS** – *Environmental Stress Screening*. Teste de seleção baseado em estresses ambientais.

**FEA** – *Finite Element Analysis*. Análise de elementos finitos. Técnica computacional utilizada para simulações de problemas de engenharia, por exemplo, análise de tensões, deformações ou mecânica dos fluidos e transferência de calor.

**FMEA** – *Failure Mode and Effects Analysis*. Análise dos modos e dos efeitos de falha.

**FTA** – *Fault Tree Analysis*. Análise da árvore de falha.

**MASP** – Metodologia de Análise e Solução de Problemas.

**MIL-STD** – *Military Standard*. Normas técnicas das forças armadas do governo dos E.U.A..

**MLM** – *Maximum Likelihood Method*. Método da máxima verossimilhança.

**MLE** – *Maximum Likelihood Estimate*. Estimativa da máxima verossimilhança.

**MTBF** – *Mean Time Between Failures*. Tempo médio entre falhas.

**MTTF** – *Mean Time to Failure*. Tempo médio para falha.

**NeDIP** – Núcleo de Desenvolvimento Integrado de Produtos. Um dos laboratórios de engenharia do Curso de Graduação e Pós-Graduação em Engenharia Mecânica da UFSC.

**NID** ( $\mu$ ,  $\sigma^2$ ) – Significa estar distribuído (D) de acordo com uma distribuição normal (N) e independentemente (I), com média  $\mu$  e variância constante  $\sigma^2$ .

**QFD** – *Quality Function Deployment*. Função de desdobramento da qualidade.

**RSM** – *Response Surface Methodology*. Metodologia da superfície de resposta.

**TRIZ** – *Theory of Inventive Problem Solving*. Teoria da solução inventiva de problemas.

**UFSC** – Universidade Federal de Santa Catarina.

## LISTA DE QUADROS

2.1 – Algumas referências históricas sobre projeto de experimentos .....	06
2.2 – Definições básicas da área de projeto de experimentos .....	07
2.3 – Primeira iteração .....	09
2.4 – Segunda iteração .....	10
2.5 – Terceira iteração .....	10
2.6 – Variáveis selecionadas para estudo .....	12
2.7 – Fatores para o experimento da mola .....	14
2.8 – Métodos usuais para análise da adequação de um experimento.....	41
2.9 – Transformações em função de $\lambda$ .....	47
2.10 – ANOVA para o experimento da Tabela 2.2.....	48
2.11 – Notações para experimentos com dois níveis.....	50
2.12 – Nível dos fatores e interações de um experimento $2^3$ .....	52
2.13 – Definição das frações de um experimento $2^{3-1}$ .....	56
3.1 – Relação do parâmetro de forma ( $\beta$ ) com a curva da taxa de falha.....	72
3.2 – Equações para calcular taxas de falha de acordo com sete métodos probabilísticos diferentes .....	81
4.1 – Analogia do processo de projeto com os passos necessários para planejar um experimento .....	102
5.1 – Definição dos problemas para os experimentos apresentados .....	107
5.2 – Classificação de experimentos de acordo com seu objetivo .....	108
5.3 – Fatores potenciais para o experimento do problema de injeção de plástico .....	109
5.4 – Classificação dos fatores de um experimento .....	112
5.5 – Fatores potenciais para o experimento do problema de injeção de plástico .....	113
5.6 – Intervalos para os níveis do experimento de FEA para a guia de combustível .....	114
5.7 – Seleção do grupo de delineamento experimental .....	116
5.8 – Relação entre a resolução do projeto e os pseudônimos .....	119
5.9 – Seleção do delineamento em função da resolução e do número de fatores .....	120
5.10 – Geradores e relação de definição do experimento .....	120
5.11 – Exemplo de saída padronizada para uma ANOVA .....	132

## LISTA DE TABELAS

2.1 – Experimento das marcas de baterias .....	11
2.2 – Experimento da vida das baterias com dois fatores .....	13
2.3 – Influência da estimativa do erro em função do erro padrão .....	15
2.4 – Experimento completamente aleatorizado .....	21
2.5 – Resultado do procedimento para determinar o tamanho da amostra .....	32
2.6 – Determinação do tamanho da amostra pelo método do intervalo de confiança .....	33
2.7 – Tabela com cálculos auxiliares para análise de um experimento .....	35
2.8 – ANOVA para um experimento de fator único .....	36
2.9 – ANOVA para o experimento das marcas de bateria .....	37
2.10 – ANOVA para o experimento de injeção de plástico .....	54
2.11 – Coeficientes de regressão linear para o experimento $2^{6-2}$ .....	61
3.1 – Resultado da FEA para a guia de combustível.....	78
3.2 – Parâmetros de Weibull para o experimento da tabela 2.7.....	88

## LISTA DE FIGURAS

2.1 – Conceito dos elementos de um experimento .....	5
2.2 – Representação gráfica da resposta de um experimento fatorial com dois fatores e dois níveis .....	19
2.3 – Fatores geométricos considerados num estudo de FEA .....	27
2.4 – Comparação entre a vida média das marcas de bateria .....	36
2.5 – Intervalos de confiança para os efeitos dos tratamentos.....	39
2.6 – Gráfico de probabilidade normal em função dos resíduos .....	42
2.7 – Gráfico dos resíduos em função da ordem de coleta das informações .....	43
2.8 – Gráfico dos resíduos em função dos valores esperados das observações .....	43
2.9 – Gráfico dos resíduos em função do fator marca de bateria .....	44
2.10 – Gráfico da busca de <i>outliers</i> entre as observações do experimento .....	45
2.11 – Análise para determinar o tipo de transformação para a resposta .....	46
2.12 – Representação de um projeto fatorial completo do tipo $2^3$ .....	49
2.13 – Exemplo do princípio dos poucos efeitos significativos .....	51
2.14 – Gráfico de score normal em função dos efeitos dos fatores .....	54
2.15 – Representação gráfica de um experimento $2^{6-2}$ .....	55
2.16 – Projecção de um delineamento tipo $2^{3-1}$ em três do tipo $2^2$ .....	58
2.17 – Superfície de resposta para o experimento do processo de injeção de plástico .....	61
3.1 – Classificação das atividades de garantia da confiabilidade .....	75
3.2 – Combinação dos tratamentos para o experimento da guia de combustível .....	79
3.3 – Enfoques da confiabilidade .....	80
3.4 – Avaliação da taxa de falha.....	88
4.1 – Explorando a não-linearidade para benefício dos requisitos de projeto .....	91
4.2 – O processo de projeto e sua relação com o projeto para a confiabilidade .....	92
5.1 – Fases do processo de projetar um experimento .....	105
5.2 – Fases do processo decisório do projeto informacional de um experimento.....	106
5.3 – Entradas e saídas da fase de projeto informacional de um experimento.....	111
5.4 – Fases do processo decisório do projeto conceitual de um experimento.....	113
5.5 – Entradas e saídas da fase de projeto conceitual de um experimento.....	117

5.6 – Processo decisório do projeto preliminar de um experimento.....	118
5.7 – Entradas e saídas da fase de projeto preliminar de um experimento.....	121
5.8 – Processo decisório do projeto detalhado .....	122
5.9 – Gráfico dos resíduos em função do fator C .....	125
5.10 – Gráfico do cubo experimental, sem considerar o fator C no modelo. ....	126
5.11 – Gráfico do cubo experimental, considerando-se o fator C no modelo. ....	126
5.12 – Entradas e saídas da fase de projeto detalhado .....	128
5.13 – Tipo de experimento para testes de confiabilidade .....	129
5.14 – Integração do DoE no processo de projeto para melhoria da confiabilidade .....	131

## RESUMO

O trabalho proposto apresenta uma sistemática, baseada na linha de metodologia de projeto desenvolvida pelos pesquisadores da Engenharia Mecânica da UFSC, para racionalizar o projeto de um experimento estatístico. Demonstra-se, com base na literatura técnica, que o projeto de experimentos pode ser utilizado como uma ferramenta apropriada para auxiliar os agentes de projeto a implementarem melhorias na confiabilidade de produtos industriais.

Apresentam-se os conceitos fundamentais para realizar um experimento. Alguns delineamentos experimentais são introduzidos. Conceitos de projeto de experimentos como aleatorização, técnica de blocos e replicação, além dos métodos usuais para a análise de um experimento, são apresentados e exemplificados com base na literatura.

Disserta-se sobre os enfoques das atividades dos agentes de projeto da confiabilidade e o tipo de tratamento necessário aos problemas de confiabilidade para implementar melhorias através de um experimento projetado.

Conceitos diversos, como projeto de experimentos, confiabilidade e metodologia de projeto são integrados e apresentados sob a forma de uma sistematização e indicação dos métodos de análise necessários aos experimentos da confiabilidade em função da presença, ou não, de censuras no experimento. Uma proposta de integração do projeto de experimentos ao processo de desenvolvimento de produtos é, também, apresentada.

## ABSTRACT

The proposed work presents a systematic approach, based on a design methodology developed by the researchers of the Mechanical Engineering Department from UFSC, to rationalize the statistical design of an experiment. It is demonstrated, based in technical references, that the design of experiments can be used as an appropriated tool to help the design agents to implement product reliability improvement.

Fundamental concepts are presented to allow experiment design. Some experimental designs are introduced. Design concepts as randomization, blocking and replication plus the usual methods to analyze an experiment are presented and exemplified with basis in the technical references.

The design agent's reliability activities are discussed and the kind of approach necessary to solve reliability problems to implement improvements through the use of designed experiments is discussed.

Several concepts, as design of experiments, reliability and design of experiments are integrated and presented in the systematic approach purposed plus the analysis methods used to solve reliability experiments constrained by the presence, or not, of censored data. The integration of designed experiments to product development process is also presented.

## CAPÍTULO 1 - INTRODUÇÃO

Este tema de pesquisa foi motivado pelo trabalho e discussões feitas durante o estágio obrigatório do Curso de Graduação em Engenharia Mecânica da Universidade Federal de Santa Catarina. O estágio curricular realizou-se na área da Confiabilidade e Análise Externa (da Divisão da Garantia da Qualidade) da EMBRACO, responsável pelo tratamento dos dados obtidos no período de garantia e pela verificação da confiabilidade projetada dos compressores fabricados. Outra função era a de contribuir com os novos projetos, fornecendo as informações para projetar compressores herméticos com a confiabilidade requisitada. O estágio, portanto, despertou o interesse pelo estudo da confiabilidade, evidenciando a importância da mesma no desempenho dos produtos industriais. Nesse período, também foram estudados os conceitos básicos da ferramenta estatística denominada projeto de experimentos. Na ocasião não foi possível trabalhar com tal ferramenta, porém, a idéia de utilizar o projeto de experimentos para melhorar a confiabilidade dos produtos industriais tornou-se assunto de interesse, motivando esta dissertação.

Uma indicação de que os assuntos “confiabilidade” e o “projeto de experimentos” possuíam uma interseção foi dada no livro de Lloyd W. Condra, intitulado *Reliability improvement with design of experiments (DoE)*. Em seu livro, Condra fornece as bases conceituais para o estudo proposto, demonstrando, de forma evidente, que é possível melhorar a confiabilidade dos produtos industriais, utilizando o projeto de experimentos. Uma motivação adicional é fornecida pela norma MIL-STD-785A (1969, p.5) que, ao apresentar as técnicas de projeto a serem aplicadas para projetar e avaliar a confiabilidade, diz: “(...) O programa de confiabilidade do contratante deveria incorporar a utilização apropriada de análise e planejamento estatístico. Isto deveria incluir a aplicação de métodos como projeto de experimentos, análise da variância de parâmetros, análise do pior caso e outros métodos aplicáveis às fases de projeto, desenvolvimento e fabricação.”

A partir dessas indicações, surgiu a idéia de propor uma sistematização para facilitar o uso do projeto de experimento para aumento da confiabilidade de produtos durante o processo de projeto. Essa sistematização visa a selecionar soluções para experimentos de engenharia, para serem utilizados por engenheiros e projetistas, auxiliando principalmente na programação dos ensaios e análise dos resultados.

O problema está em tornar a aplicação da confiabilidade, aliada ao uso do projeto de experimentos, um lugar comum nas atividades dos profissionais responsáveis pelo desenvolvimento dos produtos industriais. Para auxiliar a resolver esse problema, propõe-se uma sistematização na qual os engenheiros e outros profissionais envolvidos no desenvolvimento dos produtos industriais possam utilizar os conceitos das áreas de confiabilidade e projeto de experimentos com facilidade.

O campo de estudo do projeto de experimentos é, por si só, uma área de calorosos debates entre estatísticos e engenheiros, como bem documenta Miguel Fiod Neto (1997) em seu livro “Taguchi e a melhoria da qualidade: uma releitura crítica.” Esta dissertação, no entanto, limita-se a propor uma sistematização na qual os usuários possuem a liberdade de escolher entre os experimentos de Taguchi ou os experimentos clássicos.

O objetivo dessa dissertação é, portanto, sistematizar o uso de uma ferramenta da estatística denominada projeto de experimentos, com uma linguagem usual aos engenheiros de projeto, de forma a permitir a implementação de melhorias na confiabilidade dos produtos industriais. Para atingir esse objetivo, será necessário: (1) facilitar o uso dos conceitos de projeto de experimentos na análise da confiabilidade no projeto de produtos; (2) indicar alguns exemplos de projeto de experimentos cujo objetivo seja inferir sobre parâmetros de confiabilidade; (3) aproximar a ferramenta projeto de experimentos dos agentes de engenharia.

Uma das questões a que este estudo pretende responder é sobre como selecionar o melhor projeto de experimentos para uma dada situação experimental sem a necessidade de tornar-se um especialista em estatística para tomar a decisão corretamente.

É pretendido, portanto, contribuir para a disseminação do projeto de experimentos entre os agentes de projeto, permitindo que estes profissionais possam utilizar esta ferramenta estatística em benefício da confiabilidade projetada e fabricada de um produto industrial.

Esta contribuição será realizada através de uma breve apresentação dos conceitos básicos de um experimento e os elementos inerentes ao projeto do experimento como por exemplo: o tamanho da amostra a ser estudada, a seleção dos fatores e níveis destes fatores, qual o delineamento experimental mais adequado, entre outros tópicos explicados no capítulo 2.

Uma vez compreendido como a engenharia de confiabilidade pode interagir com o DoE, obtêm-se as bases para dissertar sobre as melhores opções para implementar melhorias no projeto do produto.

Com uma breve reflexão sobre o processo de projeto e os experimentos estatisticamente planejados, chega-se a uma analogia entre os dois processos. Isto permitirá utilizar a metodologia

de projeto como o processo de racionalização de um experimento. Desta forma, espera-se aproximar os engenheiros do DoE, como ferramenta viável, eficiente e eficaz para resolver um bom número de problemas de engenharia.

Tendo a confiabilidade como objeto de estudo e a metodologia de projeto como processo de racionalização, cabe ao projeto de experimentos ser o foco de nossas atividades, para o qual pretende-se desenvolver uma sistematização que permita aos agentes de projeto um roteiro para projetar um experimento.

Nos capítulos de 2 a 4 é realizada uma revisão da literatura.

No **capítulo 2**, são apresentados os conceitos básicos para projetar experimentos. Estes conceitos são genéricos e podem ser aplicados para planejar tanto os experimentos clássicos como os de Taguchi. Apresenta-se algumas formulações matemáticas, em particular, para experimento com um único fator e para experimentos com dois níveis e  $k$  fatores. São fornecidos alguns exemplos obtidos na literatura para ilustrar os tópicos abordados e alguns deles são resolvidos. Este capítulo deve formar a base teórica para preencher a sistemática que será proposta no capítulo 5. Uma breve introdução sobre as superfícies de resposta e sua formulação é também abordada neste capítulo. Já a filosofia de Taguchi e seu projeto por parâmetros também serão brevemente apresentados, sem a preocupação de abordar seus arranjos ortogonais e sua correspondente análise.

O **capítulo 3** apresentará conceitos sobre confiabilidade e serão realizadas algumas considerações sobre a curva da taxa de falha. A formulação da taxa de falha através da modelação de funções de variáveis aleatórias é apresentada neste capítulo, onde as funções densidade de probabilidade mais usuais da engenharia de confiabilidade são apresentadas. Disserta-se, também, sobre uma classificação para as atividades da garantia da confiabilidade em função do enfoque dado pelo mercado ou em função da ação sobre o produto. Finaliza-se este capítulo dissertando-se sobre os enfoques da confiabilidade. Durante o capítulo, pretende-se chamar atenção para o potencial do projeto de experimentos como uma ferramenta capaz de auxiliar os agentes de projeto na definição adequada dos parâmetros de projeto.

No **capítulo 4**, serão definidas as fases do processo de projeto. São realizados comentários sobre como os conceitos de confiabilidade e projeto de experimentos podem ser integrados no trabalho diário dos agentes de projeto. Pretende-se que este capítulo forneça a base para a racionalização do processo de projeto de um experimento. Ao final do capítulo, é realizada uma analogia entre os passos necessários para projetar um experimento e as fases do processo de projeto.

O **capítulo 5** permitirá que os conhecimentos fornecidos na revisão da literatura formem uma seqüência de ações, de modo a permitir a racionalização do processo de projeto de um experimento. Desta forma, uma sistemática para projetar experimentos é proposta para ser aplicada aos projetos de experimento de modo geral. Disserta-se, também, sobre as particularidades dos projetos de experimentos quando planejados para inferir sobre parâmetros de confiabilidade (tempo médio para a falha, vida média, desgaste, entre outros parâmetros). Comentários sobre como o projeto de experimento pode ser integrado ao processo de projeto é apresentado segundo as idéias principais do *paper* de Santos e Dias (2000). Assim, pretende-se demonstrar que o projeto de experimento pode ser utilizado para implementar melhorias na confiabilidade dos produtos industriais e, através de exemplos ao longo desta dissertação, pretende-se validar a sistematização proposta.

## CAPÍTULO 2 - PROJETO DE EXPERIMENTOS

### 2.1 Introdução

Segundo Wu e Hamada (2000, p.1), “projeto de experimentos é um corpo de conhecimento e técnicas que capacitam um investigador a melhor conduzir experimentos, analisar os dados, eficientemente, e realizar as conexões entre as conclusões da análise com os objetivos iniciais da investigação.” Este corpo de conhecimento e técnicas pode ser utilizado para compreender o *sistema* sob investigação, ou implementar melhorias sobre este *sistema*. A figura 1 mostra os elementos fundamentais de um experimento: (1) insumos ou entrada do sistema (em geral o material utilizado); (2) variáveis de entrada (fatores que afetam a resposta do sistema); (3) variável de saída ou resposta do sistema.

Assim, geralmente um experimento pretende investigar um dado sistema, onde se deseja inferir o que acontece na saída, ou resposta do sistema, dada uma variação dos fatores que influenciam na resposta do sistema (por exemplo, para determinar se algum fator interfere na saída do sistema) Estes fatores podem ser divididos em fatores controláveis (ou de controle) e não-controláveis (ou de ruído).

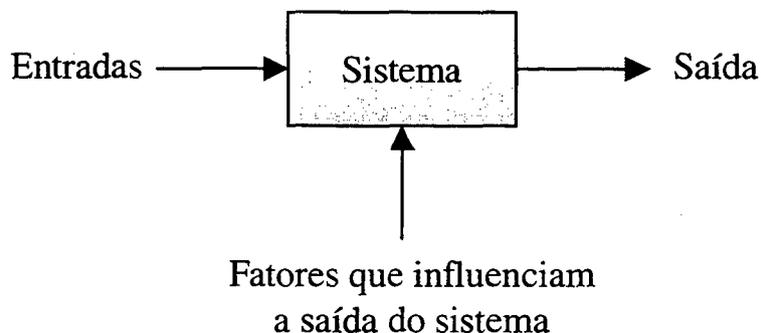


FIGURA 2.1 - Conceito dos elementos de um experimento

Um experimento pode ser definido, segundo Montgomery (1997, p.1), como “um teste ou uma série de testes nos quais sejam feitas mudanças propositalmente nas variáveis de entrada de um processo ou sistema tal que se possa observar e identificar as razões para as mudanças na

resposta da saída.” Um exemplo de resposta de um experimento pode ser a vida média de um determinado produto, ou a taxa de falha de uma dada função projetada (ou do componente que realiza a função). Os projetos de experimentos podem ser utilizados para reduzir a variabilidade dos sistemas, tornando-os mais robustos. A aplicação do projeto de experimento (DoE) permite que o sistema seja menos influenciado pelos fatores que provocam sua variabilidade, como por exemplo, as condições de uso e o ambiente de operação.

Os trabalhos de R.A. Fisher, F. Yates e D.J. Finney (ver quadro 2.1) foram os pioneiros no desenvolvimento dos projetos de experimentos. Seus estudos, oriundos da agricultura e da biologia, contribuíram para o desenvolvimento de importantes considerações como aleatorização, a replicação, a técnica dos blocos experimentais, ortogonalidade dos arranjos, além do uso da análise de variância (*Analysis of Variance* – ANOVA) e de experimentos fatoriais fracionados. O quadro 1 resume alguns dos eventos históricos relevantes no desenvolvimento da ferramenta estatística denominada projeto de experimentos.

**QUADRO 2.1** - Algumas referências históricas sobre projeto de experimentos (adaptado de Montgomery, 1997, p.10-11)

Ano	Referência Histórica
1922-1923	1923 R.A Fisher publica uma série de <i>papers</i> fundamentais sobre projeto de experimentos e sua aplicação às ciências da agricultura.
1932-1933	A indústria têxtil e madeireira Inglesa e a indústria química alemã começam a utilizar projeto de experimentos para o desenvolvimento de produtos e processos.
1948	O Prof. G. Taguchi inicia a estudar e aplicar a ferramenta de projeto de experimentos
1951	G.E.P Box e K. B. Wilson publicam um trabalho fundamental sobre a utilização dos projetos de experimentos e a metodologia da superfície de resposta para otimização de processos, focalizando na indústria química. A aplicação dos projetos de experimentos na indústria química cresce firmemente após este fato.
1960	G.E.P. Box e J.S. Hunter escrevem seus estudos fundamentais sobre os projetos fatoriais do tipo $2^{k-p}$ .
1975-1978	Livros sobre projeto de experimentos orientados para engenheiros e cientistas começam a ser publicados.
1980	Métodos de projeto de experimentos são introduzidos e adotados por um amplo grupo de organizações, incluindo indústrias do ramo de eletrônica, aeroespacial, de semicondutores e automobilística. Os trabalhos do Prof. Taguchi surgem pela primeira vez nos E.U.A.
1986	Box e outros visitam o Japão e notam a elevada taxa de utilização do projeto de experimentos e outros métodos estatísticos para resolver problemas de engenharia.

Após a Segunda Guerra Mundial, G.E.P Box (1951), entre outros, perceberam que para utilizar adequadamente a ferramenta estatística, originalmente desenvolvida para a área da agricultura e da biologia, seria necessário o desenvolvimento de novas técnicas. As técnicas de G.E.P Box focam a modelação e otimização do processo, também conhecidas como Metodologia da Superfície de Resposta (*Response Surface Methodology* – RSM).

Mais recentemente, o foco na redução da variabilidade para agregar valor às características da qualidade introduziu inovações nas técnicas experimentais. A proposta do Prof. Taguchi, de tornar um produto menos sensível à variabilidade ficou conhecida como projeto robusto de parâmetros, a qual em muito contribuiu para o desenvolvimento do projeto de experimentos. A chave para o sucesso encontra-se no estudo das interações entre os fatores de controle e de ruído. Ao selecionar uma configuração adequada dos fatores de controle, pode-se reduzir a influência dos fatores de ruído, tornando o produto robusto à variabilidade. Uma alusão semelhante é feita por Fiod (1997, p.19), o qual chama atenção para a importância dos estudos do Prof. G. Taguchi, cuja filosofia surgiu para quebrar paradigmas e agregar valor às técnicas já existentes, dando um novo passo para a evolução do controle da qualidade na história da humanidade.

Quando Condra (1993, p.20) define projeto de experimento como “uma técnica para obter e organizar a máxima quantidade de informação conclusiva a partir de uma quantidade mínima de trabalho, tempo, energia, dinheiro ou outro recurso limitado”, pretende-se, servindo-se desta definição, aproximar esta ferramenta estatística de todos os que gostariam de compreender o sistema com o qual trabalham, mas que não são da área de estatística.

### **2.1.1 Definição dos termos usuais da ferramenta projeto de experimentos (DoE)**

No quadro 2, são apresentadas algumas definições para os termos mais usuais na área de projeto de experimentos (Condra, 1993, p.34-35) e ASTM E1325-91. Estas definições serão desenvolvidas com maior detalhe ao longo deste capítulo.

**QUADRO 2.2** - Definições básicas da área de projeto de experimentos

<b>Termo</b>	<b>Definição</b>
Fatores	São as variáveis num experimento. Algumas vezes são denominadas variáveis de entrada. Essas variáveis são intencionalmente modificadas de acordo com um planejamento predeterminado.

	Entretanto, existem regras que controlam a alocação de fatores a um arranjo. Pode haver tantos fatores em um experimento quanto o experimentador desejar pagar, dependendo do custo envolvido e da disponibilidade de verba disponível para realizar o estudo experimental.
Níveis	São os valores nos quais os fatores serão fixados em um determinado experimento. Estes níveis podem assumir valores paramétricos (70 °C; 100 Kg; etc.) ou não-paramétricos (Marca A; Fornecedor X, Turno 1, etc.).
Combinação de tratamentos	É uma combinação única de níveis dos vários fatores em um arranjo. Por exemplo, se um experimento possuir 2 fatores (A e B) com dois níveis (1 e 2), as combinações de tratamentos possíveis são: $A_1B_1$ ; $A_1B_2$ ; $A_2B_1$ ; $A_2B_2$ . Um tratamento é uma combinação de níveis dos fatores. Quando só houver um fator, então seus níveis são seus tratamentos (Wu e Hamada, 2000, p. 5).
Arranjo	É o conjunto de todas as combinações de níveis de todos os fatores avaliados em um experimento. Os arranjos podem ser do tipo fatorial completo (onde todas as combinações são avaliadas) ou fatorial fracionado (onde algumas das combinações são eliminadas, de acordo com tabelas estatísticas, que variam com o experimento a ser projetado).
Efeitos	As variáveis dependentes em um experimento, algumas vezes são denominadas de variáveis de saída. Estes são os resultados de um experimento. É possível avaliar o mesmo conjunto de amostras para vários efeitos, por exemplo, cor, peso, tensão, etc.
Resposta	Sinônimo de efeito.
Tabela de resposta	Uma tabela que mostra as respostas de um experimento, organizadas de acordo com a combinação dos tratamentos ou níveis dos vários fatores.
Interação	A influência da variação de um fator sobre os resultados obtidos pela variação de um outro fator.
Efeitos principais	É a contribuição para a resposta do experimento de cada um dos fatores. Em alguns experimentos, somente os efeitos principais são considerados. Os experimentos de <b>seleção de variáveis</b> , por exemplo, são compostos por um elevado número de fatores com apenas poucos níveis (geralmente dois). Os efeitos das variáveis do experimento são os efeitos principais do experimento.
Fatores controláveis	Os fatores que o experimentador pode ou deseja controlar em um experimento. Em teoria, quase todos os fatores podem ser controlados, desde que o experimentador esteja disposto a pagar o custo. Na realidade, muitos fatores são não-controláveis. Os fatores controláveis são sistematicamente variados, e, portanto, avaliados no experimento.
Fatores não-controláveis	São os fatores que o experimentador optou por não controlar ou que não conseguiu controlar no experimento. Estes fatores podem ser, na opinião do investigador, pouco relevantes para a pesquisa, ou que são muito caros para controlar, ou que são desconhecidos.
Ruído	É determinado pelo efeito de todos os fatores não-controláveis de um experimento. Em alguns casos, todos os fatores de ruído são conhecidos, mas, geralmente, somente alguns são conhecidos.
Unidade experimental	Segundo Wu e Hamada (2000, p. 8), é um “Termo genérico com o qual se refere a uma unidade básica tal como um material, animal, pessoa, máquina, ou período de tempo, ao qual um tratamento é aplicado”.
Pseudônimos ( <i>aliases</i> )	Um ou mais efeitos que são estimados pelo mesmo contraste e para os quais não se pode estima-los separadamente.

Contrastes	São combinações lineares dos totais dos tratamentos as quais se aplica a restrição de que a soma dos coeficientes é zero. A partir da comparação da soma dos quadrados dos contrastes com o quadrado médio do erro determina-se a estatística de Fisher (F). Através desta estatística a hipótese nula de um experimento pode ser verificada.
Repetição	É o ato de realizar mais de uma medição sobre uma mesma unidade experimental.
Replicação	É o ato de utilizar mais de uma unidade experimental para uma mesma combinação dos tratamentos.

## 2.2 Classificação atual dos projetos de experimentos

De acordo com Montgomery (1997, p.3), existem diversas “estratégias de experimentação” utilizadas para planejar um experimento, a citar: (1) estratégia do melhor palpite; (2) estratégia da variação de um fator de cada vez; (3) projeto de experimentos. Enquanto a primeira é claramente uma estimativa baseada na experiência do experimentador, a mesma não constitui um enfoque de caráter científico e também não garante que se obtenha uma condição ótima (ou pelo menos a certeza de que se está no “ponto de ótimo” do experimento).

A estratégia (2) pode ser mais bem compreendida através do seguinte exemplo: num dado experimento, estudam-se 3 fatores A, B e C, cada um com dois níveis, i.e.,  $A_1, A_2, B_1, B_2, C_1, C_2$ . Deseja-se saber qual a melhor combinação dos níveis destes fatores para obter a melhor resposta possível no sistema. Seleciona-se um dos fatores, por exemplo, C. Enquanto se varia o fator C os outros fatores são fixados, por exemplo, no nível 1. Isto resulta na primeira iteração do experimento (quadro 2.3), onde, verificou-se que  $C_1$  (efeito do fator C no nível 1) contribuiu para a melhor resposta do sistema.

**QUADRO 2.3 - Primeira iteração**

Fator C	Fator A	Fator B
$C_1$	$A_1$	$B_1$
$C_2$	$A_1$	$B_1$

Supõe-se que o próximo fator a ser variado seja o B. O experimentador verificará então em qual nível se obtém o valor ótimo. Agora, com o fator C fixo em  $C_1$  e varia-se o fator B enquanto os demais fatores (Fator A) permanecem fixos no primeiro nível. Este resultado é a segunda interação do experimento (quadro 2.4).

**QUADRO 2.4** - Segunda iteração

Fator C	Fator A	Fator B
C <sub>1</sub>	A <sub>1</sub>	B <sub>1</sub>
C <sub>1</sub>	A <sub>1</sub>	B <sub>2</sub>

Supondo que o resultado ótimo para o Fator B seja o nível 2 (B<sub>2</sub>). Na terceira e última iteração, será variado o Fator A, e manter-se-á os fatores C e B fixados em C<sub>1</sub> e B<sub>2</sub>, respectivamente fixos, realizar-se-á um último teste, de modo a definir qual o nível ótimo do fator A. Assim, para obter o resultado pretendido, deve-se realizar o experimento nos níveis A<sub>1</sub> A<sub>2</sub> (ver quadro 2.5).

**QUADRO 2.5** - Terceira iteração

Fator C	Fator A	Fator B
C <sub>1</sub>	A <sub>1</sub>	B <sub>2</sub>
C <sub>1</sub>	A <sub>2</sub>	B <sub>2</sub>

Neste exemplo, supõe-se que o nível A<sub>2</sub> é o ótimo para o fator A, assim, a seleção de níveis ótimos é: A<sub>2</sub>B<sub>2</sub>C<sub>1</sub>. Esta estratégia possui algumas desvantagens, como por exemplo, o fato de não garantir que a solução “ótima” represente realmente o ótimo do experimento<sup>1</sup>. Outra desvantagem desta estratégia encontra-se na sua incapacidade de avaliar corretamente o efeito das interações entre os fatores do experimento.

A estratégia de projeto de experimentos conta com um forte “background” estatístico e além de sistematizar e organizar a informação, permite, entre outras vantagens: (1) avaliar corretamente interações entre os fatores das variáveis; (2) permite a determinação do “ponto de ótimo” do experimento.

Este trabalho abordará apenas a estratégia de experimentação do tipo **projeto de experimentos**. Faz-se, portanto, necessário classificar os tipos de projeto de experimentos.

Uma notação muito utilizada no conteúdo de projeto de experimentos pode ser escrita como:

$$N^k \quad (2.1)$$

onde N é o número de níveis dos k fatores envolvidos no experimento. Assim, o experimento da tabela 2.1 é um experimento do tipo 3<sup>1</sup>, pois só possui um único fator (e este

com três níveis). Como cada nível possui 5 replicações, tem-se o número de observações do experimento igual a 15 ( $5 \cdot 3^1$ ).

Baseado na evolução histórica dos estudos na área de projeto de experimentos, Wu e Hamada (2000, p.3-4) classificaram os vários tipos de projetos experimentais de acordo com o objetivo do experimento. Nas fases iniciais do planejamento de um experimento, o investigador deve se concentrar para identificar qual a classificação mais adequada para as necessidades do experimento. Assim, os projetos de experimento podem ser classificados (de acordo com o objetivo) em: (1) experimentos para comparação de tratamentos; (2) experimentos de seleção de variáveis; (3) experimentos de exploração da superfície de resposta; (4) experimentos para otimização do sistema; (5) experimentos para implementar robustez ao sistema.

Os experimentos, para **comparação de tratamentos**, possuem o objetivo de comparar diversos tratamentos e selecionar os melhores. Por exemplo, num experimento deseja-se definir qual, entre três marcas de bateria, deve ser utilizada de forma a selecionar a marca com a maior vida média. Tem-se assim um experimento com um único fator (marca da bateria, ver tabela 2.1), com três tratamentos (três marcas de bateria). Um exemplo poderia ser um experimento para ensaiar cinco baterias para cada uma das três marcas.

**TABELA 2.1-** Experimento das marcas de baterias

(Adaptado de Montgomery – 1997, p.123)

<b>Vida da Bateria (em semanas)</b>		
<b>Marca 1</b>	<b>Marca 2</b>	<b>Marca 3</b>
100	76	108
96	80	100
92	75	96
96	84	98
92	82	100

Os experimentos de **seleção de variáveis** devem ser utilizados sempre que houver um grande número de variáveis num sistema, mas somente algumas delas são importantes. O objetivo deste experimento é identificar qual é ou quais são as variáveis relevantes sobre um determinado sistema. Os experimentos fatoriais do tipo  $2^k$  e  $2^{k-p}$ , em geral, segundo Montgomery (1997, p.290, p.372), são os mais indicados para selecionar variáveis, pois podem determinar quais entre as “k” variáveis realmente afetam o sistema<sup>2</sup>.

<sup>1</sup> Pode-se dizer que o conjunto dos níveis ótimos não implica a resposta ótima do experimento.

<sup>2</sup> Notação:  $N^k$ , onde “N” representa o número de níveis dos fatores e “k” representa o número de fatores envolvidos no experimento.

Dependendo do número de fatores ( $k$ ), o investigador pode decidir-se por um experimento do tipo fatorial completo ou fracionado. Por exemplo, uma equipe de projeto deseja estudar uma forma de minimizar o problema de contração durante o processo por injeção de plástico. Os fatores selecionados para estudo estão no quadro 2.6. Após uma análise deste experimento, pode-se concluir que apenas os efeitos principais dos fatores A (temperatura do molde) e B (velocidade de injeção) e a interação entre estes dois fatores (AB) são, de fato, os únicos fatores relevantes sobre a contração após o processo de injeção de plástico. Pode-se, então, realizar um estudo mais detalhado, o qual explorará a superfície de resposta para a relação entre o efeito das variáveis A e B sobre a contração. A análise estatística que dá suporte a esta decisão será apresentada ainda neste capítulo.

**QUADRO 2.6-** Variáveis selecionadas para estudo  
(Adaptado de Montgomery (1997, p.391))

<i>Letra associada ao fator</i>	<i>Nome do fator</i>
A	Temperatura do molde
B	Velocidade de injeção
C	Tempo de contrapressão
D	Tempo do ciclo
E	Tamanho do ponto de injeção
F	Pressão de contrapressão

Quando as variáveis principais estiverem identificadas, podem ser desenvolvidos experimentos para **exploração da superfície de resposta** para que os efeitos das variáveis sobre a resposta possam ser explorados. Dependendo do tipo de modelo pretendido (que, em geral, pode ser linear ou quadrático) para a superfície de resposta (relação entre a resposta e as variáveis), pode haver a necessidade de iteração. Montgomery (1997, p. 235) nos dá um exemplo deste tipo de experimento, quando um engenheiro está projetando uma nova bateria. O único parâmetro de projeto que ele pode escolher é o tipo de material da placa da bateria (para as quais, possui 3 opções). O engenheiro não terá controle sobre as temperaturas do ambiente de operação, mas por experiência possui uma noção do intervalo de variação para a temperatura. Estas temperaturas podem ser simuladas e controladas em um experimento com dois fatores (temperatura e tipos de materiais) com três níveis para cada fator. A tabela de resposta para este experimento apresenta-se na tabela 2.2 (perceba que existem quatro replicações para cada combinação dos tratamentos).

**TABELA 2.2** – Experimento da vida das baterias com dois fatores  
(Adaptado de Montgomery (1997, p.235))

Tipo do Material	Temperatura (°F)					
	15		70		125	
1	130	155	34	40	20	70
	74	180	80	75	82	58
2	150	188	136	122	25	70
	159	126	106	115	58	45
3	138	110	174	120	96	104
	168	160	150	139	82	60

Para este experimento, o engenheiro está interessado em responder as seguintes perguntas: (1) “quais são os efeitos que o tipo de material e a temperatura possuem sobre a vida da bateria?”; (2) “há uma escolha de material que permitiria uma vida longa independentemente da temperatura?”. A pergunta (2) é um conhecido problema de engenharia, denominado de **projeto robusto de produtos**, pois procura-se saber se é possível diminuir a influência da variabilidade dos fatores ambientais sobre a confiabilidade do produto apenas com a seleção do material apropriado. Uma superfície de resposta pode ser explorada para observar o comportamento da vida da bateria em função da temperatura.

Os experimentos para a **otimização do sistema** mapeiam toda a superfície de resposta de um sistema e então utilizam uma estratégia para “mover” o experimento para uma região onde estão contidos os níveis ótimos das variáveis (fatores) envolvidos no experimento. Em geral, se o experimento de exploração da superfície de resposta resultou em um modelo válido, pode-se adicionar alguns termos extras no modelo para explorar melhor a curvatura do modelo estatístico. O processo de otimização é realizado através de algoritmos de pesquisa operacional, como por exemplo, o método da maior inclinação. Por exemplo, o experimento de injeção de plástico sugerido, cujos fatores foram apresentados no quadro 2.6, após ser analisado, apresenta a possibilidade de uma curvatura. Myers e Montgomery (1995, p.519) apresentam um experimento equivalente. Com a definição da existência ou não de uma curvatura, o modelo empírico para o experimento pode ser modelado com maior segurança e um método numérico de otimização pode se encarregar de revelar ao experimentador o ótimo do experimento.

Finalmente, os experimentos, para **implementar robustez ao sistema**, possuem como meta tornar o sistema robusto à variação do ruído (variáveis não-controláveis). A resposta deste experimento é em geral a variância do sistema. A maior dificuldade neste experimento está em variar sistematicamente as variáveis de ruído. Por exemplo, no projeto de uma mola, um engenheiro pretende especificar alguns parâmetros para que o processo de fabricação possa

produzir molas com um valor nominal para sua “altura livre” (*free height*) de tal modo que este valor seja obtido independentemente da variação do processo de manufatura. Os fatores relevantes a este experimento estão apresentados no quadro 2.7.

**QUADRO 2.7** – Fatores para o experimento da mola  
(adaptado de Wu e Hamada (2000, p.438))

Fatores de Controle		Nível	
Letra	Descrição	-	+
B	Alta temperatura de aquecimento (°F)	1840	1880
C	Tempo de aquecimento (s)	23	25
D	Tempo de transferência (s)	10	12
E	Tempo de espera (s)	2	3
Fator de ruído (incontrolável)		Nível	
Letra	Descrição	-	+
Q	Temperatura do óleo para têmpera (°F)	130 - 150	150 - 170

Os tipos de experimentos, apresentados, podem ser utilizados durante o desenvolvimento do processo de projeto, de forma a incorporar e implementar melhorias na confiabilidade dos produtos. Ao longo desta dissertação, pretende-se demonstrar esta afirmação. Nas seções seguintes, serão apresentados os requisitos, postulados e diretrizes necessários para realizar um bom experimento.

### 2.3 Requisitos para realizar um bom experimento

Ao iniciar o projeto de um experimento, deve-se decidir quais os tratamentos que serão ensaiados, quais serão as unidades experimentais testadas e qual a natureza das observações a serem realizadas antes de definir os requisitos de um bom experimento. Segundo Cox (1992, p.5), deve-se definir os requisitos para realizar um bom experimento segundo os seguintes parâmetros: (1) a ausência de erro sistemático; (2) a precisão; (3) o intervalo de validação; (4) a simplicidade; (5) e o cálculo da incerteza.

Através de um procedimento de aleatorização, pode-se eliminar o **erro sistemático** de um experimento. Afinal, o correto seria esperar que houvesse apenas diferenças de uma unidade experimental à outra apenas por causa dos erros aleatórios. Isto faria com que os efeitos

principais tivessem respostas independentes umas das outras. Já a **precisão** de um experimento pode ser medida pelo erro padrão. Segundo Cox (1992, p.7-8), uma interpretação generalizada do erro padrão consiste em definir a probabilidade de uma estimativa conter um erro maior do que o estabelecido pelo erro padrão (ver Tabela 2.3).

**TABELA 2.3** - Influência da estimativa do erro em função do erro padrão  
(Adaptado de Cox (1992, p.7-8))

Intervalo de erro da estimativa, em função do erro padrão	Probabilidade da estimativa do erro não estar contida no intervalo do erro padrão
$\pm (S_E)$	33,33%
$\pm 2 (S_E)$	5,00%
$\pm 2 \frac{1}{2} (S_E)$	1,00%

Segundo Montgomery (1997,p.313-314) o erro padrão ( $S_E$ ) de um efeito não é difícil de ser determinado. De um modo geral, um experimento com n replicações para cada uma das  $2^k$  combinações dos tratamentos do experimento, e se  $y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{in}$  são as observações realizadas na i-ésima combinação dos tratamentos, então a equação 2.2 pode fornecer uma estimativa da variância para a i-ésima combinação dos tratamentos:

$$S_i^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n (y_{ij} - \bar{y}_i)^2 \quad i = 1, 2, \dots, 2^k \quad (2.2),$$

onde n é o número de observações do experimento (tamanho da amostra),  $y_{ij}$  representa a i-j-ésima observação do experimento, onde a notação subscrita i representa o número da combinação dos tratamentos (*run*) e a notação subscrita j representa o número de replicações para uma dada combinação dos tratamentos.

O somatório das  $2^k$  estimativas das variâncias, pode ser utilizado, para fornecer uma estimativa global da variância, conforme a eq. 2.3.

$$S^2 = \frac{1}{2^k (n-1)} \sum_{i=1}^{2^k} \sum_{j=1}^n (y_{ij} - \bar{y}_i)^2 \quad i = 1, 2, \dots, 2^k \quad (2.3),$$

onde k representa o número de fatores do experimento e as demais variáveis são idênticas à eq. 2.2. Assim, segundo Montgomery (1997, p.314), o erro padrão pode ser definido conforme a eq. 2.4:

$$S_E(\text{Efeito}) = \sqrt{\frac{1}{n 2^{k-2}} S^2} \quad (2.4),$$

onde  $S^2$  é a variância da amostra. Em sua análise, Cox (1992, p.8), está, considerando o erro padrão do efeito entre dois tratamentos ( $k=1$ ). O erro padrão torna-se então inversamente proporcional à raiz quadrada do número de replicações para cada tratamento. Normalmente,  $S^2$  pode ser estimado pelo quadrado médio do erro ( $MS_E$ ).

Para Cox (1992, p.8), “o valor do erro padrão, e, portanto, a precisão de qualquer experimento, em particular, dependerá: (a) da variabilidade intrínseca do material experimental e da exatidão do trabalho experimental; (b) do número de unidades experimentais (e o número de repetições para cada unidade experimental); (c) da matriz (ou delineamento) do experimento (e sobre o método de análise caso o experimento não seja completamente eficiente)”.

Como se pode perceber, o erro padrão é função do tamanho da amostra e também do desvio padrão. Embora se possa reduzir a variabilidade intrínseca do material experimental, utilizando material de qualidade, melhorar a exatidão do experimento através de procedimentos escritos com base na experiência e aumentar o número de unidades experimentais (ou o número de replicações para cada combinação dos tratamentos), como soluções possíveis de se reduzir o erro padrão, nem sempre estas soluções são economicamente viáveis. O foco principal para obter-se uma diferença significativa no erro padrão encontra-se na escolha do projeto experimental.

O **intervalo de validação** do experimento se relaciona com a capacidade de extrapolar as conclusões obtidas pelo experimento. Claramente, quanto mais fiel à população for a amostra ensaiada, mais simples será realizar a extrapolação. Tanto melhor o experimento, quanto maior for seu intervalo de validação. Cox (1992, p.10) deixa claro três conselhos para lidar com a extrapolação dos resultados de um experimento, a saber: (1) em experimentos tecnológicos, é importante ter uma compreensão empírica sobre o significado das diferenças entre os tratamentos, e também compreender a razão da existência destas diferenças; (2) sempre que possível, deve-se variar artificialmente algumas das condições, de preferência deve-se fazê-lo sem aumentar o erro; (3) reconhecer explicitamente quais são as restrições sobre as conclusões de um determinado experimento.

Desta forma, (1) permitirá determinar se a extrapolação das conclusões é realista. (2) Permitirá avaliar a independência entre os tratamentos e um dado fator (por exemplo, num teste realizado com lã, pode-se tentar demonstrar a independência dos diversos métodos para trabalhar

com a lâ e a quantidade de óleo existente na mesma). Enquanto (3) auxiliará a outros experimentadores a conhecer as condições sobre as quais foi realizado o experimento, facilitando a decisão sobre a validade das extrapolações.

Outro requisito para um bom experimento reside em sua **simplicidade**. Segundo Cox (1992, p.11 e p.13), “um experimento deve ser simples em projeto e em análise”. Por simplicidade de projeto, Cox comenta que se deve levar em consideração, por exemplo, o nível de habilidade das pessoas que irão executar o experimento ou as condições nas quais o experimento será realizado (na linha da produção ou no laboratório, por exemplo). Ressalta, também, que a simplicidade implica uma maior flexibilidade, visto que somente uma pequena parte dos recursos disponíveis para o experimento serão alocados nas fases iniciais do estudo. Isto serve de base para, a partir das primeiras conclusões, optar por alterar ou não o experimento e o rumo da pesquisa, visto que ainda existem recursos suficientes para novas explorações. Ainda assim, para um mesmo experimento, podem existir diversos delineamentos experimentais. Cabe ao responsável pelo experimento decidir qual dos métodos disponíveis é o mais simples (ou o mais econômico, etc.).

Por último, porém não menos importante, o **cálculo da incerteza** é basicamente a determinação do erro padrão (eq.2.3) das diferenças entre os tratamentos. Um bom experimento deve ser projetado de forma a permitir que a análise estatística dos resultados possa ser obtida sem a necessidade de realizar hipóteses “artificiais”. Isto ocorre quando, por exemplo, o número de observações é tão diminuto que se faz necessário utilizar informações sobre experimentos anteriores para determinar o desvio padrão. Esta hipótese dependerá do fato de que a quantidade de variação aleatória não foi modificada.

## 2.4 Postulados chaves de um experimento

Nesta seção, pretende-se apresentar os postulados chaves inerentes ao planejamento de um experimento. Certos experimentos podem desviar-se dos postulados aqui apresentados e, portanto, necessitam de um tratamento estatístico mais apropriado.

Os postulados aqui apresentados são oriundos da definição de resultado de uma observação experimental. Em um experimento, segundo Cox (1992, p.14), o resultado obtido para uma dada observação, quando se aplica um tratamento em particular ( $T_1$ , por exemplo) em uma dada unidade experimental, é dado pela equação 2.5.

$$\left( \begin{array}{c} \text{Resultado da} \\ \text{observação} \end{array} \right) = \left( \begin{array}{c} \text{Quantidade} \\ \text{dependendo} \\ \text{somente da} \\ \text{unidade} \\ \text{experimental} \end{array} \right) + \left( \begin{array}{c} \text{Quantidade dependendo} \\ \text{somente do tratamento} \\ \text{utilizado} \end{array} \right) \quad (2.5)$$

Esta relação entre o resultado da observação e os tratamentos e unidades experimentais fornece as bases para o desenvolvimento de três postulados muito importantes: (1) condição de aditividade; (2) os efeitos dos tratamentos são constantes; (3) as observações em uma unidade experimental não são afetadas pelos tratamentos aplicados nas outras unidades.

A diferença, obtida entre dois resultados experimentais sobre uma mesma unidade experimental devida a aplicação de dois tratamentos distintos, denomina-se verdadeiro efeito dos tratamentos. Como consequência da condição de aditividade, a diferença entre dois tratamentos ( $T_1$  e  $T_2$ , por exemplo) é geralmente<sup>3</sup> estimada corretamente segundo a equação 2.6.

Em geral, o postulado de que os efeitos dos tratamentos são constantes mantém-se verdadeiro para a grande maioria dos casos. Quando isto não ocorrer, um tratamento estatístico diferenciado se faz necessário (seriam necessários observações adicionais e considerar os tratamentos de forma a detectar a variação).

Já o postulado referente à não existência de interferência entre as diversas unidades experimentais é automaticamente satisfeita sempre que as unidades são fisicamente distintas. Já quando o mesmo objeto é utilizado como unidade experimental ou se diferentes unidades experimentais estiverem em contato, se fazem necessárias medidas para prevenir a interferência ou a elaboração de um modelo estatístico que considere este fato na análise do experimento.

Estas considerações devem ser incluídas no planejamento prévio pelos projetistas dos experimentos.

$$\left( \begin{array}{c} \text{Diferença entre} \\ \text{os Tratamentos} \end{array} \right) = \left( \begin{array}{c} \text{Média de todas as} \\ \text{observações sobre} \\ T_1 \end{array} \right) - \left( \begin{array}{c} \text{Média de todas as} \\ \text{observações sobre} \\ T_2 \end{array} \right) \quad (2.6)$$

De forma a reforçar os conceitos apresentados nesta seção, vamos supor um experimento com dois fatores (A e B), com dois níveis cada um (+ e -). Este experimento pode ser representado graficamente pela figura 2.2. O fator A possui duas médias para as observações ( $\bar{Y}_{A^+}$ ,  $\bar{Y}_{A^-}$ ), pois possui dois níveis. De acordo com a eq. 2.6, a diferença entre as médias das observações para o Fator A é também denominada de efeito principal de A ( $E_f(A)$ ).

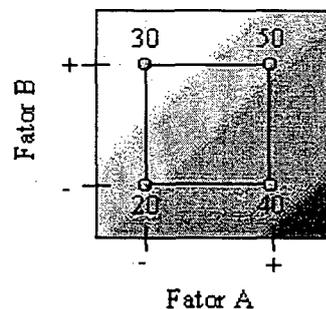
<sup>3</sup> Para alguns casos, como por exemplo nos, experimentos com blocos incompletos esta não é a melhor forma de estimar a diferença entre os tratamentos (Cox, 1992, p. 15)

Desta forma os efeitos principais para o fator A e B podem ser calculados de acordo com as eq. 2.7 e 2.8.

$$E_f(A) = \bar{y}_{A^+} - \bar{y}_{A^-} = \frac{40 + 50}{2} - \frac{20 + 30}{2} = 45 - 25 = 20 \quad (2.7)$$

$$E_f(B) = \bar{y}_{B^+} - \bar{y}_{B^-} = \frac{30 + 50}{2} - \frac{20 + 40}{2} = 40 - 30 = 10 \quad (2.8)$$

Desta forma, pode-se concluir que, ao modificar-se os fatores A e B de seu nível (-) para seu nível (+), provoca-se uma modificação na resposta média do experimento de, respectivamente, 20 e 10 unidades.



**FIGURA 2.2** – Representação gráfica da resposta de um experimento fatorial com dois fatores e dois níveis

## 2.5 Princípios básicos da experimentação (física)

Nos problemas de engenharia, sempre que o conjunto de dados estiver sujeito a erros experimentais, um enfoque estatístico do problema é o caminho mais objetivo para uma análise correta do problema. O projeto estatístico de experimentos é baseado em três princípios básicos os quais, segundo Montgomery (1997, p.12-13), Wu e Hamada (2000, p.8-9) são: (1) a replicação; (2) a aleatorização; (3) a técnica de blocos. Estes princípios, denominados básicos, levam em consideração os requisitos e os postulados chaves para planejar um bom experimento. O domínio destes três princípios é fundamental para todos os agentes de projeto que desejarem se aventurar no mundo dos experimentos estatisticamente projetados.

Uma **replicação**, segundo Montgomery (1997, p.12), é definida como uma repetição do experimento básico (uma combinação específica dos tratamentos). Porém, Wu e Hamada (2000, p. 9) chamam a atenção para não deixar dúvidas: várias leituras (medições) da mesma unidade experimental são denominadas repetições. Já uma leitura (medição) de várias unidades experimentais para uma mesma combinação dos tratamentos é denominada de replicação. Segundo Montgomery (1997, p. 13), a replicação oferece duas propriedades importantes: (1) permite avaliar uma estimativa do erro experimental; (2) se a média da amostra ( $\bar{y}$ ) for utilizada para medir o efeito dos fatores de um experimento, então pode-se obter uma estimativa mais precisa deste efeito (por exemplo, se com um número razoável de observações o desvio padrão da amostra for significativo, então pode-se inferir, para um dado nível de significância, se existe diferença entre a média dos efeitos dos fatores envolvidos no experimento). Já a avaliação do erro experimental permite estimar a real diferença estatística entre as unidades experimentais. Este erro experimental não deve ser negligenciado sob a possibilidade de calcular uma falsa significância no efeito dos tratamentos.

A **aleatorização** é a pedra fundamental dos experimentos estatisticamente projetados. Para Montgomery (1997, p.13), aleatorização significa que tanto o material experimental, quanto a ordem de experimentação da combinação dos tratamentos devem ser determinadas de forma aleatória. Wu e Hamada (2000, p. 9) sugerem ainda que até mesmo a ordem na qual as respostas serão medidas devem ser aleatorizadas. Métodos estatísticos como o DoE têm como uma de suas hipóteses que as observações (ou os erros) sejam variáveis aleatórias e independentemente distribuídas. Segundo Montgomery (1997, p. 13), apenas o fato do investigador utilizar procedimentos de aleatorização no planejamento do seu experimento já garante estas hipóteses (garantindo, assim, a validade do erro experimental). Wu e Hamada (2000, p. 9) expõem que a aleatorização é capaz de reduzir a influência indesejada de fatores desconhecidos (ou não-controláveis) e reduz a subjetividade do experimento.

Um exemplo de um projeto completamente aleatorizado é apresentado por Montgomery (1997, p. 517) onde é analisado o efeito de dois métodos de aplicação (por imersão e aplicação por aspersão) de base, sobre superfícies de alumínio (*primer*<sup>4</sup>). Desta forma, os dois métodos de aplicação são definidos como blocos deste experimento, nos quais os três tipos de base serão ensaiados. A tabela 3 apresenta a resposta do experimento para cada combinação dos tratamentos (notar que este é um experimento do tipo  $2^1 3^1$ ).

TABELA 2.4 – Experimento completamente aleatorizado<sup>5</sup>

Tipo de Base	Método de Aplicação da Base								Yi..
	Imersão				Aspersão				
	Obs. 1	Obs. 2	Obs. 3	Yij.	Obs. 1	Obs. 2	Obs. 3	Yij.	
A	4,0	4,5	4,3	12,8	5,4	4,9	5,6	15,9	28,7
B	5,6	4,9	5,4	15,9	5,8	6,1	6,3	18,2	34,1
C	3,8	3,7	4,0	11,5	5,5	5,0	5,0	15,5	27,0
	Y.j. = 40,2				Y.j. = 49,6				
									Y... = 89,8

Uma notação muito utilizada em projeto de experimentos é o “.” subscrito, como aparecem na tabela 2.4. Esta notação indica um somatório para o índice substituído pelo “.”. Por exemplo, a notação Yij. indica o somatório das “k” observações realizadas para a combinação do i-j-ésimo tratamento. Assim, Yij. para a combinação Base A e Imersão é 12,8 (a soma das três replicações realizadas para esta combinação dos tratamentos).

O objetivo deste experimento é determinar a melhor combinação de tratamentos (método de aplicação; tipo de base) que maximize a força de adesão. Montgomery (1997, p.517) comenta que seria desejável ao menos que uma das combinações dos tratamentos resultasse numa resposta elevada independentemente do método de aplicação, tornando o processo de fabricação mais flexível (maiores detalhes sobre as notações existentes na tabela 3 serão fornecidas na seção 2.11.2).

A **técnica dos blocos experimentais** possui o objetivo de aumentar a precisão de um experimento. Um bloco pode ser definido como um conjunto homogêneo de unidades experimentais. Por exemplo, se é conhecido que a performance entre os turnos de uma dada linha de produção é distinta, então, as unidades experimentais ensaiadas num dado turno formam um bloco. Montgomery (1997, p.54) , Wu e Hamada (2000, p.9) ressaltam que esta técnica revela-se uma ótima estratégia somente se a variabilidade entre as unidades experimentais do bloco for menor do que a variabilidade entre os blocos. Seguindo esta orientação, segundo Wu e Hamada (2000, p. 9), a comparação dos tratamentos de um mesmo bloco elimina os efeitos do bloco, tornando o experimento mais robusto ao ruído. Quando a técnica dos blocos for utilizada, deve-se aplicá-la para reduzir (ou eliminar) a variação entre as unidades experimentais de um bloco. Estas unidades experimentais poderiam ser aleatorizadas para reduzir ainda mais a variabilidade entre seus elementos. Esta estratégia de “transformar em blocos o que puder e aleatorizar o que não puder” é o escopo de uma classe de projeto de experimentos, denominados projeto de blocos

<sup>4</sup> *Primer* – base, processo de revestimento sobre alumínio.

<sup>5</sup> Adaptado de Montgomery (1997, p.517).

aleatorizados. O procedimento para executar este tipo de delineamento constituiu-se em selecionar  $b$  blocos e ensaiar uma replicação completa do experimento para cada bloco. Cada bloco será formado por “ $a$ ” observações (um nível por fator). A ordem na qual cada unidade experimental será ensaiada é realizada segundo um planejamento aleatorizado. Montgomery (1997) dá um exemplo onde uma equipe de desenvolvimento de refrigerantes está realizando um estudo sobre o impacto de quatro fatores, considerados relevantes, sobre o sabor final da bebida (A – tipo de adoçante; B – proporção de malte e água; C – nível de carbonação; D – temperatura). Um grupo de vinte pessoas deve analisar o gosto do produto e pontuar de 1 a 10. Para cada combinação dos tratamentos, foram produzidas duas replicações. Os engenheiros de produto estão interessados em determinar qual é a combinação dos fatores que maximiza a nota do grupo de degustadores. Como não seria possível realizar as degustações em um mesmo dia, decidiu-se que o experimento deveria ser dividido em dois blocos (um para cada dia de degustação). Este experimento é, também, um bom exemplo de como um projeto de experimento pode ser utilizado ainda na fase de projeto informacional do processo de desenvolvimento de um produto, pois o refrigerante em questão não necessariamente precisaria ser o novo produto. Um refrigerante já em produção poderia ser utilizado para levantar, a partir da necessidade e opinião dos degustadores (que fazem o papel do cliente), qual a melhor combinação dos níveis dos fatores.

Os três princípios básicos, dissertados nesta seção, são aplicáveis a experimentos físicos. Para o caso de experimentos computacionais, dado que para uma mesma entrada (*input*) obtém-se sempre a mesma resposta, é necessário um enfoque distinto, o qual não será discutido nesta dissertação. Outras características de experimentos computacionais a citar: (1) experimentos computacionais são completamente determinísticos; (2) não existe a presença de erros aleatórios; (3) os resíduos só existem devido à modelação incompleta da superfície de resposta; (4) não faz o menor sentido realizar testes estatísticos convencionais; (5) os experimentos computacionais fornecem modelos exatos.

## 2.6 Passos para planejar um experimento

Todo planejamento pode ser mais bem executado, se orientado por uma série de passos sequenciais, baseados na experiência de especialistas da área. Isto não é diferente na área de projeto de experimentos. Kusiak (1993), Montgomery (1997, p. 14-19), Wu e Hamada (2000, p.

4-8) bem como outros citados por Wu e Hamada [ Knowlton e Keppinger (1993), Barton (1997), Coleman e Montgomey (1993)] estabeleceram algumas diretrizes para projetar um bom experimento estatístico. Este planejamento envolve 7 passos, a citar: (1) reconhecimento e declaração do problema; (2) escolha dos níveis, fatores e intervalos de aplicação; (3) seleção da variável de resposta; (4) seleção do tipo de experimento; (5) execução do experimento; (6) análise estatística dos dados; (7) conclusões e recomendações. Observa-se que, embora os primeiros estudos nesta área tenham se iniciado em 1922, encontram-se, ainda, vários autores contemporâneos como Kusiak (1993), Phadke (1989), Mead (1991), Cox (1992), Box e Bisgaard [199\_ ], Kackar e Shoemaker (1986), Terninko (1997), Myers e Montgomery (1995), Hamada (1995), Montgomery (1997), Wu e Hamada (2000), dedicando-se ao estudo de uma metodologia mais apropriada para facilitar a orientação do planejamento dos experimentos.

Embora não seja difícil compreender que para haver uma boa solução é necessário antes ter um problema bem definido, o **reconhecimento e a declaração do problema**, geralmente, não é uma atividade trivial. Autores, como Montgomery (1997, p. 14), Wu e Hamada (2000, p.4), enfatizam a necessidade de existir uma equipe multidisciplinar, dado que assim é mais provável que se faça uma definição mais precisa do problema. Todos os agentes de projeto envolvidos nos elementos do experimento devem compor esta equipe (engenharia, qualidade, clientes, produção, entre outros). Esta nem sempre é uma tarefa fácil. Técnicas de trabalho em equipe podem ou deveriam ser utilizadas para definir o problema.

Uma vez reconhecido qual o problema, os experimentadores, segundo Montgomery (1997, p. 14-15), devem definir os **fatores a serem variados**, em que **intervalos** eles deverão ser variados e os **níveis** específicos nos quais as combinações dos tratamentos devem ser feitas. Fatores paramétricos costumam assumir valores sobre um intervalo contínuo, enquanto fatores não-paramétricos assumem valores discretos. Wu e Hamada (2000, p. 7) lembram que, se for esperada uma resposta linear, dois níveis bastam. Porém, caso seja esperada uma curvatura na superfície de resposta, três ou mais níveis serão necessários. Os aspectos metrológicos, como o sistema de medição a ser utilizado para mensurar a grandeza desejada e como os fatores serão controlados durante o experimento devem ser decididos durante esta fase do planejamento. Se o experimento for do tipo de seleção de variáveis, então o número de níveis deve ser relativamente baixo (dois níveis, em geral servem bem aos propósitos deste tipo de experimento). Os intervalos nos quais os fatores deverão ser variados devem ser os mais amplos possíveis, pois desta forma permitem uma análise mais generalizada. Com a evolução dos estudos, esta região poderá ser reduzida, de forma a otimizar o sistema. Finalmente, a escolha dos fatores e seus níveis exigem

considerações sobre o custo e as restrições práticas as quais o experimento está sujeito. Por exemplo, a escolha entre duas marcas de materiais experimentais, uma muito cara e outra mais barata. Duas ferramentas da qualidade podem auxiliar a determinar os fatores envolvidos no experimento: diagrama do processo e diagrama de causa-e-efeito (também conhecido como diagrama de Ishikawa ou espinha-de-peixe). Os fatores, segundo Wu e Hamada (2000, p.10), podem ser denominados como experimentais (E), tratado como bloco (B), mantido em um mesmo valor (O), ou fatores a serem aleatorizados (R). Os efeitos dos fatores podem ser fixos ou aleatórios.

Fatores do tipo (E) podem ser do tipo controle ou ruído e são os únicos fatores que realmente serão variados em um experimento. Já os fatores do tipo (B) são variáveis que não serão ensaiadas, mas que estarão presentes durante o experimento e que podem incluir variabilidade na resposta caso não sejam tratadas como blocos (ex.: turnos entre operadores, dias diferentes para um mesmo experimento; lotes diferentes de material experimental; lote de material experimental insuficiente para ser utilizado em todas as combinações dos tratamentos, etc.). Os fatores do tipo (O) são variáveis que participam do processo experimental, mas que por algum motivo particular não se deseja variar e, portanto, permanecerão fixos ao longo de todas as combinações dos tratamentos. Fatores do tipo (R) são variáveis que se deseja tratar como uma variável aleatória.

Nesta dissertação, serão abordados apenas os projetos de experimentos com fatores fixos, visto que estes são os mais aplicados aos problemas de engenharia.

A **seleção da variável de resposta** pode ser realizada em paralelo à seleção dos fatores, níveis e intervalos, ou até mesmo inverter a ordem entre esta e aquela. Uma vez definido o problema, pode-se determinar qual a variável de resposta se deseja medir. Deve-se planejar como será feita a leitura da resposta do experimento. A resposta pode ser contínua ou discreta, sendo preferível a primeira à segunda. Porém, algumas vezes pode ser preferível realizar um experimento cuja resposta será discreta, a atrasar o cronograma de ensaios, porque o sistema de medição que permitiria gerar uma resposta contínua não está disponível no momento. É até mesmo possível que, para um mesmo experimento, sejam coletadas múltiplas respostas. Basta que os sistemas de medição necessários sejam planejados e preparados. É necessário mensurar o erro do sistema de medição. O erro devido ao sistema de medição pode ser resolvido com uma boa aferição dos equipamentos. O erro devido aos operadores do sistema pode ser minimizado com treinamentos e procedimentos padronizados. Segundo Wu e Hamada (2000, p. 5), a variável

de resposta pode ser classificada de acordo com a declaração do objetivo do experimento em: (1) nominal-é-melhor; (2) maior-é-melhor; (3) menor-é-melhor.

Ao reconhecimento/declaração do problema, seleção da variável de resposta, escolha dos fatores, níveis e intervalos, denomina-se de planejamento pré-experimental (Montgomery, 1997, p. 15).

Na **escolha do projeto experimental**, o agente de projeto preocupa-se com: (1) o tamanho da amostra (o número de replicações) e o grau de confiança do experimento; (2) a ordem na qual serão executadas as combinações dos tratamentos<sup>6</sup>; (3) decidir se os tratamentos podem ser divididos em blocos e quais podem ser aleatorizados; (4) selecionar a matriz do experimento (função do número de fatores, níveis do experimento, se será fracionado ou completo, etc.).

Nesta dissertação, não se pretende esgotar a apresentação dos vários tipos de matrizes experimentais (ou delineamentos). Algumas das matrizes experimentais serão apresentadas em outras seções neste capítulo.

## **2.7 Mas quais são os benefícios fornecidos por um experimento projetado?**

O leitor foi apresentado a alguns dos conceitos básicos do conteúdo de DoE. Mas o que motiva o autor a empregar esta ferramenta estatística? Alguns dos motivos que tornaram o DoE uma ferramenta de pesquisa e de engenharia, tão debatida nas últimas décadas, são apresentadas por Condra (1993, p.22-23): (1) otimização simultânea de diversos fatores; (2) melhoria da qualidade e minimização simultânea do custo; (3) permite a eliminação do efeito da causa sem eliminar a causa; (4) redução do tamanho e do custo do experimento através de projetos fatoriais fracionados; (5) otimização da coleta de dados e minimização do tempo para tomar decisões baseadas nos experimentos; (6) o ruído pode ser considerado no experimento.

O benefício (3) tem aplicação direta na engenharia de confiabilidade, dado que é possível determinar qual a combinação dos tratamentos que permite minimizar ou eliminar os efeitos nocivos sobre a confiabilidade do produto mesmo sem eliminar os fatores que levam o sistema à falha. Se, estes fatores são fatores não-controláveis, então o benefício (6) induz os agentes de

---

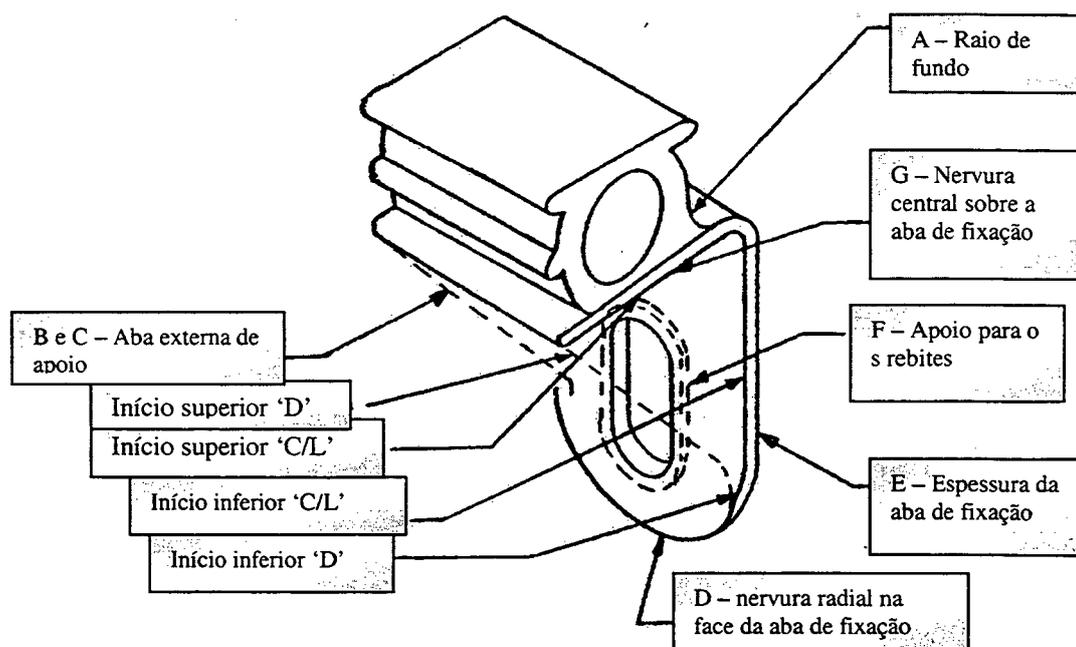
<sup>6</sup> Nem sempre é economicamente viável a aleatorização desta seqüência. Em geral isto acontece para fatores difíceis de serem modificados, como a temperatura de uma fornalha

projeto a definirem um sistema robusto aos fatores que levem à falha do sistema ou a sua degradação.

## 2.8 Áreas de aplicações práticas dos projetos de experimento

Com tantos benefícios, o DoE encontra uma grande área de aplicação. Montgomery (1997, p. 7) divide as aplicações em melhorias do processo de fabricação e melhorias do processo de projeto. Para o primeiro, ressalta que os custos, o tempo de desenvolvimento e a variabilidade dos processos são reduzidos, obtendo-se um aumento no rendimento e apresentando uma maior conformidade nos valores nominais do processo. No que tange à aplicação no processo de projeto, Montgomery (1997, p. 8) cita quatro exemplos do que ele denomina de um “grande papel” no projeto de engenharia, a saber: (1) avaliação e comparação de configurações básicas de projeto (soluções de projeto); (2) avaliação de materiais alternativos; (3) seleção de parâmetros de projeto de forma que o produto funcionará bem mesmo sobre uma ampla variedade de condições de campo (um produto robusto); (4) determinação de parâmetros chaves do produto, os quais possuam impactos sobre a sua performance. Torna-se claro (em especial pelos itens (3) e (4)) que o projeto de experimentos possui potencial para ser utilizado como ferramenta durante o processo de projeto para implementar melhorias na confiabilidade do produto e torná-lo mais robusto a fontes de variabilidade externas, como as condições de uso e o ambiente real de operação. Condra (1993, p. 27) adiciona que o DoE pode auxiliar inclusive nas análises de elementos finitos e, como exemplo, demonstra um estudo de caso de uma companhia fornecedora de autopeças. Neste caso, a autopeça em questão é uma guia para os dutos do sistema de combustível feita de um material termoplástico. O objetivo da equipe de engenharia era maximizar a resistência aos esforços recebidos durante a utilização do sistema.

A figura 2.3 possui uma representação da guia de combustível em questão e os fatores considerados como relevantes pela equipe de projeto: (A) raio de fundo; (B) aba externa de apoio superior; (C) aba externa de apoio inferior; (D) nervura radial na face da aba de fixação; (E) espessura da aba de fixação; (F) apoio para os rebites; (G) nervura central sobre a aba de fixação. Estes sete fatores representam variáveis de projeto dos quais apenas o fator E é paramétrico, i.e., varia continuamente. Os outros seis fatores são alternativas de soluções de projeto (neste caso, cada fator possui a opção de existir ou não na solução de engenharia para a guia).



**FIGURA 2.3** – Fatores geométricos considerados num estudo de FEA.

Para que todas as 128 ( $2^7$ ) possíveis combinações das variáveis de projeto fossem modeladas, um bom número de horas/homem seriam consumidas para modelar e analisar todos os casos. Uma alternativa para auxiliar a análise destes experimentos seria avaliar apenas uma pequena parcela dos experimentos possíveis utilizando-se do DoE. Desta forma, o DoE pode ser utilizado para orientar a melhor combinação das variáveis de projeto de modo a maximizar a resistência mecânica da guia de combustível.

Este é um bom exemplo de como o projeto de experimentos pode ser aplicado no projeto preliminar quando utilizado em conjunto com ferramentas CAE (*Computer Aided Engineering*). Neste estudo de caso proposto, um arranjo de Taguchi do tipo  $L_8$  ( $2^{7-4}$  com resolução III) foi capaz de identificar os níveis que otimizam a resistência da guia, utilizando apenas oito modelos de elementos finitos. É visível a economia de tempo e dinheiro, além do auxílio às atividades de engenharia, oferecidas pela aplicação do projeto de experimentos.

## 2.9 Utilizando DoE no processo de projeto e na engenharia de confiabilidade

Nesta seção, serão brevemente apresentados oito passos definidos por Condra (1993), os quais definem áreas de aplicação específica do projeto de experimentos dentro da engenharia de

confiabilidade e no processo de projeto e que formarão parte dos argumentos apresentados no capítulo 5 desta dissertação.

Para Condra (1993, p.29-30), as oportunidades para incorporar o DoE ao processo de projeto e a engenharia da confiabilidade são: (1) auxiliar a definir requisitos realísticos do produto; (2) definir o ambiente de uso de projeto; (3) contribuir na identificação de pontos de falhas e/ou mecanismos de falha; (4) orientar a compra de materiais e componentes confiáveis; (5) projetar produtos confiáveis dentro das capacidades dos materiais e processos de fabricação utilizados; (6) auxiliar a qualificar o processo de fabricação e de montagem; (7) controlar os processos de fabricação e de montagem; (8) contribuir para a gestão do ciclo de vida do produto. Na seção 3.6, na qual se disserta sobre a confiabilidade a partir da não-existência de dados estatísticos, estes oito pontos serão abordados com maior profundidade.

O DoE pode ser utilizado sempre que for possível tabular informações de projeto em termos de fatores e níveis. Embora possa ser utilizado para avaliar informações qualitativas ou organizar resultados de programas de elementos finitos, o verdadeiro potencial do DoE se revela na capacidade de lidar com as interações entre as variáveis de projeto e com a variabilidade inerente aos processos. Desta forma, para cada um dos oito passos citados acima, se pode imaginar pelo menos uma forma de planejar um experimento, a partir do qual o DoE pode auxiliar a analisar e a organizar as informações de engenharia.

Segundo Wu e Hamada (2000, p.529), ao se utilizar o DoE para implementar melhorias na confiabilidade dos produtos, a resposta dos experimentos são: (1) tempo para falha ou (2) censurados à direita no tempo  $t_0$ . No primeiro caso, as unidades experimentais falharam antes de terminar o tempo definido para o experimento. No segundo, ao terminar o experimento no instante de tempo determinado ( $t_0$ ), as unidades experimentais ainda estavam em condição de operação. Duas são, portanto, as metas dos experimentos de confiabilidade: (1) melhoria da confiabilidade; (2) confiabilidade robusta.

Os experimentos para **melhoria da confiabilidade** estão relacionados com o aumento do tempo médio para falha, enquanto que os experimentos de **confiabilidade robusta** dizem respeito ao esforço de reduzir a influência dos fatores de ruído na confiabilidade dos produtos (reduzir a sensibilidade à variabilidade das variáveis ambientais). Os experimentos para melhoria da confiabilidade utilizam apenas um arranjo experimental (para os fatores de controle), enquanto os experimentos para confiabilidade robusta utilizam dois arranjos experimentais. Taguchi (1988) denomina estes dois arranjos de externo (para os fatores controláveis) e interno (para os fatores de ruído).

Segundo Phadke (1989, p.253), há três maneiras de se aumentar a confiabilidade: (1) incluindo redundâncias; (2) reduzindo a sensibilidade da função do produto à variação dos parâmetros do produto; (3) reduzir a taxa de mudança dos parâmetros de produto. O caso (2) é equivalente ao projeto de parâmetros, que na classificação de Wu e Hamada é a confiabilidade robusta. Já o caso (3) é equivalente ao projeto de tolerâncias e só deve ser implementado após a otimização dos parâmetros de projeto em relação a sensibilidade à variabilidade dos fatores de ruído do processo de manufatura.

Em geral, os ensaios de confiabilidade são realizados a partir de testes de vida (que podem ser acelerados ou não). Porém, quando um produto já possui uma confiabilidade muito elevada, utilizar-se de ensaios acelerados pode não ser técnica ou até mesmo economicamente viável (pois o nível de tensão (*stress*) deveriam ser muito elevados). Uma alternativa é relacionar algum tipo de desgaste à confiabilidade e ensaiar o componente em relação a algum critério de desgaste.

O fato da possibilidade de existirem dados censurados nos experimentos de confiabilidade acrescenta uma nova dimensão na análise dos experimentos projetados. Freitas e Colosimo (1997, p.72) comentam: “note que se não houvesse as censuras, o tratamento estatístico somente para as falhas usaria algumas das técnicas clássicas em estatística, como análise de regressão e planejamento de experimentos. (...) Se não houver censuras, podemos usar as técnicas usuais de análise de variância para fazer tal comparação, provavelmente usando uma transformação para a resposta. No entanto, se houver censuras, o que é mais provável, tais técnicas não podem ser usadas.”

A primeira vista, poder-se-ia concluir que o DoE não poderia ser utilizado para interpretar experimentos de confiabilidade que contivessem dados censurados. Isto não é verdade. A sentença de Freitas e Colosimo (1997) é apenas parcialmente verdadeira. O que não pode ser utilizada é a ANOVA, mas não o DoE. A ANOVA é apenas uma forma de verificar as hipóteses de um experimento. No entanto, não é o único método disponível. Phadke (1989), Hamada (1995), Wu e Hamada (2000) mostram que através do **método da máxima verossimilhança** (MLE) pode-se definir um teste de hipóteses que permite avaliar os dados provenientes de um delineamento experimental. Desta forma, fica claro que o DoE pode ser utilizado como ferramenta para auxiliar a implementar melhorias na confiabilidade, somente o teste de hipóteses é que têm seu método de análise modificado (dependendo do fato de haver ou não censuras).

## 2.10. Efetuando a análise de um experimento

Para conduzir o planejamento e a análise de um experimento, algumas considerações devem ser feitas quanto à definição do tamanho da amostra, a análise estatística em função do arranjo experimental escolhido e outras ferramentas para verificar a condição de suficiência do modelo estatístico obtido.

Ao planejar um experimento, o agente de projeto deve preocupar-se com o tamanho da amostra que será ensaiada. Esta decisão tem impacto direto sobre a precisão do experimento. Os conceitos apresentados nesta seção serão ilustrados através da análise do experimento da vida das marcas de bateria (tabela 2.1). As conclusões apresentadas, porém, podem ser utilizadas em experimentos mais complexos.

Montgomery (1997, p.126-132) discute alguns métodos que permitem ao agente de projeto determinar o tamanho da amostra. O primeiro método utiliza um gráfico denominado de curva característica (ver apêndice II) de operação na qual, para os experimentos de efeitos fixos, o erro do tipo II<sup>7</sup> ( $\beta$ ) é função de um parâmetro que representa o limite no qual a hipótese nula é falsa, dada uma curva para um tamanho particular de amostra ( $\Phi$ ). Um erro do tipo II, também pode ser expresso em função do poder de um teste ( $1 - \beta$ ), que é a probabilidade de rejeitar a hipótese nula quando esta for falsa, assim:

$$\beta = 1 - P\{\text{Rejeitar } H_0 | H_0 \text{ é falso}\} = 1 - P\{F_0 > F_{\alpha, a-1, N-a} | H_0 \text{ é falso}\} \quad (2.9),$$

onde  $H_0$  é a hipótese nula,  $F_0$  o valor observado para a estatística de teste baseada na distribuição F,  $F_{\alpha, a-1, N-a}$  é o valor crítico da distribuição F para um nível de significância  $\alpha$ , a fatores e N observações. Os valores ( $a - 1$ ) e ( $N - a$ ) são, respectivamente os graus de liberdade dos tratamentos e do erro experimental.

Um dos parâmetros que o agente de projeto deve definir é o poder do teste, i.e., a probabilidade de que a amostra a ser ensaiada possa rejeitar a hipótese nula, caso esta seja falsa.

Pretende-se determinar o tamanho da amostra para o exemplo dado na tabela 2.1. O primeiro passo é definir qual o poder do teste desejado para o experimento. Vamos supor que, para este experimento, o poder do teste desejado seja de 95% (e portanto,  $\beta = 0,05$ ). Isto significa que há apenas 5% de chance de aceitarmos a hipótese nula como verdadeira no caso em que, na realidade, ela é falsa.

Um dos métodos, nem sempre simples de ser aplicado, depende da estimação dos efeitos dos tratamentos e também do desvio padrão da amostra. Esta relação é dada pela equação 2.10:

$$\left. \begin{aligned} \Phi^2 &= \frac{n \sum_{i=1}^a \tau_i^2}{a \sigma^2} \\ \tau_i &= \mu_i - \bar{\mu} \end{aligned} \right\} \quad (2.10),$$

onde  $\Phi$  é um parâmetro das curvas de características operacionais;  $\tau_i$  é o efeito do  $i$ -ésimo tratamento;  $\mu_i$  é a média da  $i$ -ésima observação;  $\sigma^2$  é a variância do experimento;  $a$  é o número de fatores envolvidos no experimento;  $n$  é o número de replicações para cada combinação dos tratamentos.

No caso do experimento da vida das baterias, pode-se supor que o agente de projeto, através de experiência anterior com estas marcas, estima o desvio padrão da amostra como 9 semanas. Do mesmo modo, os efeitos dos tratamentos poderiam ser estimados em:

$$\begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \mu_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 95 \\ 78 \\ 100 \end{pmatrix} \Rightarrow \begin{pmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \\ \tau_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 4 \\ -13 \\ 9 \end{pmatrix} \quad (2.11)$$

Assim, o parâmetro ( $\Phi^2$ ) pode ser definido em função do número de replicações da amostra.

$$\Phi^2 = \frac{n \cdot 266}{3 \cdot 100} = 0,88 n \quad (2.12)$$

Uma vez que o parâmetro ( $\Phi^2$ ) pode ser escrito como uma função apenas do número de replicações da amostra, então, o seguinte procedimento pode ser seguido para auxiliar a definir o tamanho da amostra:

- estimar ( $n$ ) para calcular o parâmetro ( $\Phi$ );
- calcular  $v_2 = a(n-1)$ , de modo a definir a curva de operação característica, onde  $v_2$  é o número de graus de liberdade para o erro experimental;
- determinar ( $\beta$ ) e calcular o poder do teste;
- se o poder do teste calculado for inferior ao desejado, voltar ao passo “a”.

---

<sup>7</sup> É a probabilidade de falhar na rejeição da hipótese nula, dada que esta é falsa.

Este método não é muito amigável no dia-a-dia dos agentes de projeto, pois muitos são os parâmetros estatísticos que necessitam de uma estimativa inicial por parte do agente de projeto (por ex., os efeitos dos tratamentos).

A tabela 2.5 representa este procedimento se aplicado ao problema das marcas de baterias e levando em consideração as estimativas anteriores. Como são três os níveis, se houvesse apenas uma única observação para cada nível, deve-se ter pelo menos três observações no experimento. Se uma replicação adicional para o experimento for desejada, então, seriam necessárias pelo menos 6 observações para ter um com todas as observações. Este raciocínio pode ser utilizado para auxiliar a estimar o parâmetro  $n$ .

**TABELA 2.5** – Resultado do procedimento para determinar o tamanho da amostra

(n)	( $\Phi^2$ )	( $\Phi$ )	$v_2 = a(n-1)$	( $\beta$ )	( $1 - \beta$ )
3	2,64	1,62	6	0,8	0,20
6	5,28	2,30	15	0,3	0,70
9	7,92	2,81	24	0,07	0,93
12	10,56	3,25	33	0,013	0,99

Uma forma de contornar o problema da estimação, segundo Montgomery (1997, p. 128), é substituir o efeito dos tratamentos pela diferença ( $D$ ) entre quaisquer dois tratamentos. Se houver esta diferença e ela for superior a diferença determinada pelo agente de projeto, então a hipótese nula será rejeitada. Neste caso, o parâmetro ( $\Phi^2$ ) é definido como:

$$\Phi^2 = \frac{n D^2}{2 a \sigma^2} \tag{2.13}$$

Montgomery (1997, p.130) demonstra que dado um acréscimo de  $P$  no desvio padrão de uma observação, então, a hipótese nula será rejeitada se o desvio padrão sofrer um acréscimo maior do que o definido pelo agente de projeto. O parâmetro ( $\Phi$ ) pode ser definido como:

$$\Phi = \sqrt{(1 + (0,01 P))^2 - 1} \cdot \sqrt{n} \tag{2.14}$$

Por exemplo, se o agente de projeto desejasse identificar uma variação do desvio padrão de uma observação que fosse superior a 5% ( $P = 5$ ), então, o parâmetro  $\Phi$  seria igual a  $0,32(n)^{1/2}$ .

Um último método para determinação da amostra, apresentado por Montgomery (1997, p. 131), baseia-se no conceito de que o agente de projeto pretende expressar a resposta do experimento em termos de intervalos de confiança, planejando antecipadamente a construção de um intervalo com 95% de confiança ( $\alpha = 0,05$ ). Este método só exige a definição de um

requisito e a estimação do desvio padrão, tornando-se uma forma interessante para determinar o tamanho da amostra. Se o desvio padrão servir como estimador para a média quadrática do erro, então a exatidão do intervalo de confiança é dada pela inequação 2.15.

$$\pm t_{\frac{\alpha}{2}, N-a} \sqrt{\frac{2 MS_E}{n}} \tag{2.15}$$

Para o problema das marcas de bateria, o tamanho da amostra, para permitir um requisito de  $\pm 6,5$  semanas como intervalo para a resposta do experimento, é de aproximadamente 15 replicações, pois 6,64 é o valor mais próximo do desejado (ver tabela 2.6). Este método é também denominado de método do intervalo de confiança.

**TABELA 2.6** – Determinação do tamanho da amostra pelo método do intervalo de confiança

(n)	$v_2 = a(n-1)$	t	Intervalo
3	6	2,365	17,38
6	15	2,131	11,07
9	24	2,064	8,76
12	33	2,036	7,48
15	42	2,019	6,64
18	51	2,009	6,03

Para descrever as observações deste experimento, o seguinte modelo estatístico linear pode ser utilizado:

$$y_{ij} = \mu + \tau_i + \varepsilon_{ij} \begin{cases} i = 1, 2, \dots, a \\ j = 1, 2, \dots, n \end{cases} \tag{2.16}$$

A este modelo estatístico denomina-se **análise de variância com fator único**, onde  $y_{ij}$  representa a  $ij$ -ésima observação;  $\mu$  é um parâmetro que representa a média global de todos os tratamentos;  $\tau_i$  é um parâmetro específico do  $i$ -ésimo tratamento e denomina-se efeito do tratamento;  $\varepsilon_{ij}$  o componente de erro aleatório associado à  $ij$ -ésima observação;  $a$  tratamentos e  $n$  replicações. Se ainda exigirmos que a ordem dos ensaios seja aleatorizada, este experimento também será um projeto completamente aleatorizado, permitindo homogeneizar o ambiente no qual as amostras serão ensaiadas (reduzindo a influência do ambiente na resposta do experimento).

Segundo Montgomery (1997, p. 68), o modelo estatístico apresentado pela equação (2.16), pode ser utilizado para descrever duas situações: (1) quando os tratamentos foram escolhidos especificamente pelo experimentador; (2) quando os tratamentos representam uma

amostra aleatória de uma população de tratamentos possíveis. A primeira opção denomina-se **modelo de efeitos fixos**, e a hipótese é testada contra as médias dos tratamentos. Os resultados de um experimento de efeitos fixos não podem ser estendidos para outros tratamentos. Já a segunda opção denomina-se **modelo de efeitos aleatórios**, e a hipótese é testada sobre a variabilidade dos tratamentos. Por simplicidade e devido à extensão do assunto, o autor limitará a revisão da bibliografia aos experimentos com modelos de efeitos fixos. Isto, porém, não implica a limitação da sistematização proposta nesta dissertação, pois os conceitos elaborados são aplicáveis para ambas as modelagens dos efeitos dos tratamentos.

Para realizar um teste de hipóteses, é necessário que o erro<sup>8</sup> seja NID  $(0, \sigma^2)$  e que a variância  $(\sigma^2)$  seja constante para todos os níveis do fator. No modelo de efeitos fixos, os efeitos de “a” tratamentos são, segundo Montgomery (1997, p. 68), usualmente definidos como desvios da média global do experimento, assim:

$$\sum_{i=1}^a \tau_i = 0 \quad (2.17)$$

Para realizar-se uma análise do experimento das marcas de bateria, se faz necessário introduzir algumas das equações necessárias para essa tarefa. A soma das “n” observações para o i-ésimo tratamento pode ser representada pela equação (2.18).

$$y_i = \sum_{j=1}^n y_{ij} \quad i = 1, 2, \dots, a \quad (2.18)$$

A notação do “ponto”, conforme já se comentou, implica o somatório do subscrito que é substituído (neste caso, o “j”). Sendo que “a” representa o número de tratamentos em um experimento, tem-se para o experimento das baterias que  $(a; n) = (3; 5)$ . Desta forma, a média das “n” observações para o i-ésimo tratamento, o somatório das observações e a média global de todas as observações do experimento podem ser definidas de acordo com as equações (2.19), (2.20) e (2.21), respectivamente.

Toda análise estatística de um experimento visa a aceitar ou a rejeitar uma determinada hipótese (denominada de hipótese nula  $(H_0)$ ). Esta verificação denomina-se teste de hipóteses. Fisher (1922-1923) foi o primeiro a estabelecer um teste formal para experimentos, baseado na técnica de análise de variância. O teste de hipótese, para um experimento com um único fator (com efeitos fixos), pode ser descrito conforme a equação (2.22).

<sup>8</sup> NID  $(0, \sigma^2)$  – Significa Distribuído (D) normal (N) e independentemente (I), com média  $\mu = 0$  e variância  $\sigma^2$

$$\bar{y}_i = \frac{y_{i.}}{n} \quad i = 1, 2, \dots, a \tag{2.19}$$

$$y_{i.} = \sum_{j=1}^n y_{ij} \quad i = 1, 2, \dots, a \tag{2.20}$$

$$\bar{y}_{..} = \frac{y_{..}}{N} \quad \begin{cases} i = 1, 2, \dots, a \\ N = a \cdot n \end{cases} \tag{2.21}$$

$$\left. \begin{aligned} H_0 : \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_a \\ H_1 : \text{Pelo menos uma média difere das outras} \end{aligned} \right\} \tag{2.22}$$

onde  $H_1$  representa a hipótese alternativa e  $\mu_i$  a média para a  $i$ -ésima observação.

Para auxiliar o agente de projeto a coletar os dados, cada projeto experimental possui uma tabela adequada para registrar a resposta do experimento e auxiliar a calcular algumas das variáveis necessárias para análise do experimento ( $y_{i.}$ ;  $y_{..}$ , etc.). A tabela 2.7 e a tabela 2.3 são exemplos deste tipo de tabela. Na figura 2.4, apresenta-se uma comparação entre a vida média das marcas de bateria.

**TABELA 2.7** – Tabela com cálculos auxiliares para análise de um experimento

		Vida da Bateria (em semanas)				
		Marca 1	Marca 2	Marca 3		
		100	76	108		
		96	80	100		
		92	75	96		
		96	84	98		
		92	82	100	<b>Y..</b>	<b>Ym..</b>
<b>Totais (y<sub>i.</sub>)</b>		476	397	502	1375	91,7
<b>Médias (Y<sub>mi.</sub>)</b>		95,2	79,4	100,4		

Um experimento para **comparação de tratamentos**, como o da tabela 2.1, é um experimento com um único fator (marca de bateria) e três níveis (marca A, B e C), os quais neste caso são também os tratamentos do experimento.

De acordo com o teste de hipótese, descrito pela equação (2.22), pretende-se demonstrar que, pelo menos, uma das três marcas de bateria possui uma vida média diferente das demais. A avaliação do teste de hipóteses é realizada através de uma análise de variância (ANOVA), que, para este experimento, é dada pela tabela 2.8.

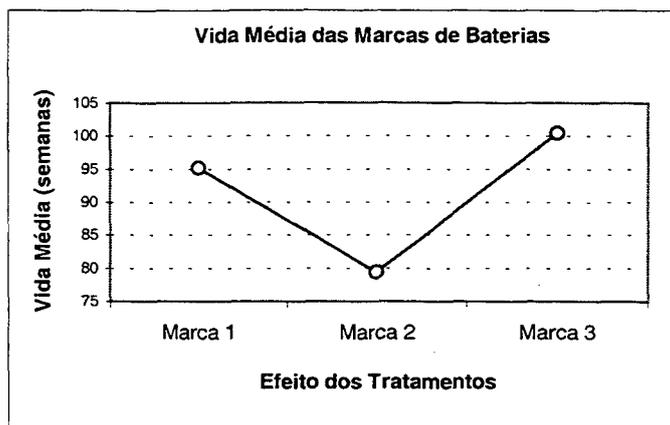


FIGURA 2.4 – Comparação entre a vida média das marcas de bateria

TABELA 2.8 – ANOVA para um experimento de fator único

Fonte da variação	Soma dos quadrados	Graus de liberdade	Quadrado médio	F <sub>0</sub>
Ente os Tratamentos	$SS_{Tratamentos} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^a y_i^2 - \frac{y_{..}^2}{N}$	(a-1)	$MS_{Tratamentos} = \frac{SS_{Tratamentos}}{(a-1)}$	$F_0 = \frac{MS_{Tratamentos}}{MS_{Erros}}$
Erro (entre as replicações)	$SS_{Erros} = SS_{Total} - SS_{Tratamentos}$	(N-a)	$MS_{Erros} = \frac{SS_{Erros}}{(N-a)}$	
Total	$SS_{Total} = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n y_{ij}^2 - \frac{y_{..}^2}{N}$	(N-1)		

A estatística de teste, para a ANOVA baseia-se na distribuição F e a hipótese nula pode ser rejeitada caso:

$$F_0 > F_{\alpha, a-1, N-a} \tag{2.23}$$

Rejeitar a hipótese nula é confirmar que pelo menos uma das médias difere das demais. Para o experimento da marca das baterias, a tabela de ANOVA correspondente está representada na tabela 2.9. Como se pode observar,  $F_0 > F_{0,05; 2; 12}$  e, portanto, há diferença entre a vida média das marcas de bateria submetidas ao ensaio. Ao valor de  $F_{0,05; 2; 12}$  também denomina-se  $F_{crítico}$ .

Geralmente, *softwares* de estatística que fornecem resultados de análise de variância expressam o critério do teste de hipóteses em relação a um valor de probabilidade. Esta probabilidade, denominada de valor-P (*P-value*), representa a probabilidade de um valor de  $F_0$  em função de  $F_{crítico}$  não rejeitar a hipótese nula quando esta é falsa. Assim, se o valor-P é inferior ao nível de significância, então a hipótese nula deve ser rejeitada. Por exemplo, para o

caso acima, o software *Design Expert* calcula o valor-P como inferior a 0,0001 e sendo o nível de significância igual a 0,05, a hipótese nula deve ser rejeitada (estando de acordo com a análise anterior).

**TABELA 2.9** – ANOVA para o experimento das marcas de bateria

Fonte da Variação	Soma dos Quadrados	Graus de Liberdade	Quadrado Médio	Fo	Fcrítico (alpha = 0,05)
Entre os Tratamento	1196,1	2	598,1	38,34	19,41
Erro (Entre as Repetições)	187,2	12	15,6		
Total	1383,3	14			

Após obter os dados do experimento, pode-se estimar os parâmetros  $\mu$  e  $\tau$  da equação (2.16) de acordo com as equações (2.24) e (2.25):

$$\hat{\mu} = \bar{y}_{..} \tag{2.24}$$

$$\hat{\tau}_i = \bar{y}_i - \bar{y}_{..} \quad i = 1, 2, \dots, a \tag{2.25}$$

Para o experimento das marcas de bateria, os estimadores  $\hat{\mu}$  e  $\hat{\tau}_i$  são dados por:

$$\left. \begin{aligned} \hat{\tau}_1 &= \bar{y}_1 - \bar{y}_{..} = 95,2 - 91,7 = 3,5 \\ \hat{\tau}_2 &= \bar{y}_2 - \bar{y}_{..} = 79,4 - 91,7 = -12,3 \\ \hat{\tau}_3 &= \bar{y}_3 - \bar{y}_{..} = 100,4 - 91,7 = 8,7 \end{aligned} \right\} \tag{2.26}$$

Pode-se, também, definir um estimador pontual para a média de cada um dos tratamentos a partir das equações (2.24) e (2.25), desta forma:

$$\left. \begin{aligned} \mu_i &= \mu + \tau_i \\ \hat{\mu}_i &= \hat{\mu} + \hat{\tau}_i = \bar{y}_{..} + (\bar{y}_i - \bar{y}_{..}) = \bar{y}_i \end{aligned} \right\} \tag{2.27}$$

Montgomery (1997, p.78) diz que se assumirmos a hipótese que  $\bar{y}_{..}$  é NID ( $\mu_i, \sigma^2/n$ ) e  $\sigma^2$  for conhecido, então a distribuição normal pode ser utilizada para auxiliar a construir intervalos de confiança para a média e para o efeito dos tratamentos. Com base na distribuição *t* de Student, pode-se utilizar o quadrado médio dos erros experimentais ( $MS_{\text{Erros}}$ ) como um estimador para  $\sigma^2$ . Assim, o intervalo com  $(1-\alpha)\%$  de confiança para a média do *i*-ésimo tratamento é dada por:

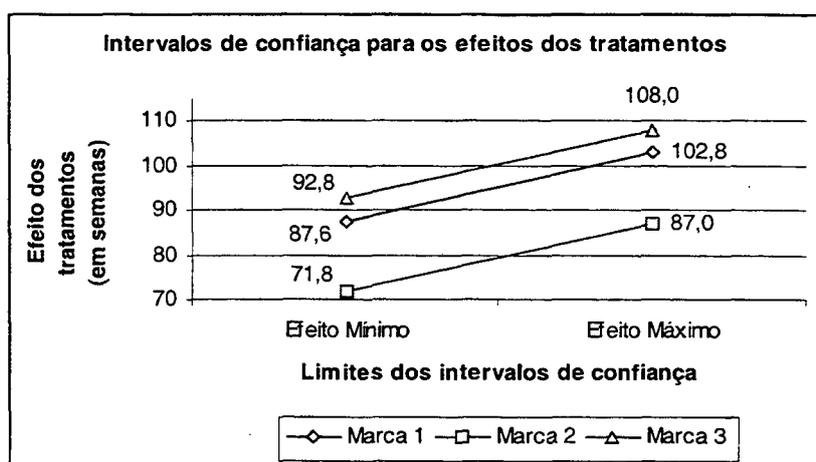
$$\bar{y}_i \pm t_{\frac{\alpha}{2}, N-a} \sqrt{\frac{MS_{\text{Erros}}}{n}} \tag{2.28},$$

onde  $t_{\alpha/2; N-a}$  é a estatística obtida a partir d distribuição  $t$  de *Student*,  $n$  é o número de replicações e  $MS_{\text{Erros}}$  é o quadrado médio dos erros experimentais.

E o intervalo com  $(1-\alpha)\%$  de confiança para o efeito do  $i$ -ésimo tratamento é dada por:

$$(\bar{y}_i - \bar{y}_j) \pm t_{\frac{\alpha}{2}, N-a} \sqrt{\frac{2 \cdot MS_{\text{Erros}}}{n}} \tag{2.29}$$

Na figura 2.5, apresentam-se graficamente os intervalos com (99%) de confiança para os efeitos das marcas de baterias na vida média das baterias. Isto significa que a probabilidade do efeito dos tratamentos não estar contido dentro destes intervalos é de apenas 1%.



**FIGURA 2.5** – Intervalos de confiança para os efeitos dos tratamentos

Pode-se observar na figura 2.5, que os intervalos de confiança para a vida média das marcas de bateria indicam que as marcas 1 e 3 podem ser equivalentes. Esta é uma informação interessante para os agentes de projeto, visto que existe opção para selecionar mais de uma marca de bateria que melhora a vida das baterias

Relembrando o resultado da ANOVA onde se rejeitou a hipótese nula e observando o gráfico apresentado nas figuras 2.4 e 2.5, pode-se imaginar que não há diferença estatística entre as marcas 1 e 3, sendo a marca 2, a responsável pela confirmação da hipótese alternativa. Mas como ter certeza disso? Quando a hipótese nula é rejeitada, segundo Montgomery (1997, p.107); Wu e Hamada (2000, p.41) dizem que o experimentador deve considerar a utilização de um método para comparação entre os tratamentos. Vários métodos podem ser utilizados, entre eles: (1) método da menor diferença significativa; (2) teste dos intervalos múltiplos de Duncan; (3) teste de Newman-Keuls; (4) teste de Tukey; (5) método de Bonferroni. Destes métodos, um dos

mais aconselhados, por causa do seu poder estatístico, é o método (2). O estimador do desvio padrão para as médias é função do  $MS_{\text{Erros}}$  e do tamanho da amostra (que pode ter tamanhos distintos para cada tratamento, ou não) e é definido como:

$$S_{\bar{y}_i} = \sqrt{\frac{MS_{\text{Erros}}}{n}} \quad (2.30)$$

Para o caso do experimento da vida das marcas de bateria,  $S_{\bar{y}_i} = \sqrt{\frac{15,6}{5}} = 3,12$ .

Se o tamanho da amostra para os tratamentos não for do mesmo tamanho, então se deve substituir  $n$  por  $n_h$  na equação (2.31), onde  $n_h$  é a média harmônica dos  $\{n_i\}$  tamanhos de amostra, assim:

$$n_h = \frac{a}{\sum_{i=1}^a \left( \frac{1}{n_i} \right)} \quad (2.31)$$

O método de Duncan envolve a determinação de um parâmetro denominado intervalo significativo ( $r_\alpha$ ). Estes valores estão tabulados (ver apêndice IV) em função do número de graus de liberdade para o erro ( $f$ ), do nível de significância ( $\alpha$ ) e do parâmetro  $p$ , que é formado pelo conjunto  $\{2, \dots, a\}$ , sendo  $a$  o número de tratamentos do experimento. Este método envolve os seguintes passos:

- a) Obter o conjunto dos intervalos significantes  $\{r_\alpha(2, f); r_\alpha(3, f); \dots; r_\alpha(a, f)\}$  das tabelas em função do nível de significância ( $\alpha$ ). Para o exemplo das marcas de bateria, considerando um nível de significância de 5%, teríamos:

$$\left( \begin{matrix} r_{0,05}(2, 12) \\ r_{0,05}(3, 12) \end{matrix} \right) = \left( \begin{matrix} 3,08 \\ 3,23 \end{matrix} \right) \quad (2.32)$$

- b) Determinar o conjunto com os  $(a - 1)$  intervalos menos significantes ( $R_p$ ) de acordo com a equação (2.33), onde  $p = 2, \dots, a$

$$R_p = r_\alpha(p, f) \cdot S_{\bar{y}_i} \quad (2.33)$$

Para o exemplo das marcas de bateria, teríamos:

$$\left( \begin{matrix} R_2 \\ R_3 \end{matrix} \right) = \left( \begin{matrix} r_{0,05}(2, 12) \cdot S_{\bar{y}_i} \\ r_{0,05}(3, 12) \cdot S_{\bar{y}_i} \end{matrix} \right) = \left( \begin{matrix} 3,08 \cdot 3,12 \\ 3,23 \cdot 3,12 \end{matrix} \right) = \left( \begin{matrix} 9,61 \\ 10,08 \end{matrix} \right) \quad (2.34)$$

- c) Ordenar em ordem crescente as médias dos tratamentos, que para o experimento em análise seria:

$$(\bar{y}_3, \bar{y}_1, \bar{y}_2)^T = (100,4 \quad 95,2 \quad 79,4)^T \quad (2.35)$$

- d) Comparar a diferença entre os tratamentos. Iniciar com a maior média dos tratamentos em relação a menor média dos tratamentos e compará-lo com  $R_p$ . Em seguida, calcular a diferença entre a maior média com a segunda menor média dos tratamentos, assim por diante até que todos os  $a(a-1)/2$  pares de médias tenham sido comparadas entre si. Portanto, para o experimento da vida das baterias obtém-se:

$$\left. \begin{matrix} 3 \text{ vs. } 2 \\ 3 \text{ vs. } 1 \\ 1 \text{ vs. } 2 \end{matrix} \right\} = \left. \begin{matrix} (\bar{y}_3 - \bar{y}_2) \\ (\bar{y}_3 - \bar{y}_1) \\ (\bar{y}_1 - \bar{y}_2) \end{matrix} \right\} = \left. \begin{matrix} (100,4 - 79,4) \\ (100,4 - 95,2) \\ (95,2 - 79,4) \end{matrix} \right\} = \left. \begin{matrix} (21,0) \\ (5,2) \\ (15,8) \end{matrix} \right\} \quad (2.36)$$

$$\left. \begin{matrix} 3 \text{ vs. } 2 : 21,0 > 10,08 [R_3] \\ 3 \text{ vs. } 1 : 5,2 < 9,61 [R_2] \\ 1 \text{ vs. } 2 : 15,8 > 9,61 [R_2] \end{matrix} \right\} \quad (2.37)$$

- e) Se a diferença entre as médias for maior do que o  $R_p$  ao qual foi comparado, então os tratamentos comparados diferem significativamente entre si. Para evitar contradições, qualquer tratamento cuja média estiver envolvida entre a média dois tratamentos cuja diferença seja não-significante, então, este tratamento também pode ser considerado estatisticamente igual aos outros dois tratamentos.

Desta forma, de acordo com o conjunto de equações (2.36 e 2.37), os tratamentos 1 e 3 não são estatisticamente distintos. A suspeita levantada a partir da figura 2.5 é, portanto, confirmada. Em termos de projeto de engenharia, no que tange à vida do produto, o agente de projeto pode utilizar tanto a marca 1 quanto a marca 3 como componentes do sistema final. Outras restrições, como o custo das baterias e os benefícios oferecidos pela garantia, podem justificar a escolha de uma ou de outra marca, sem penalizar a vida útil do componente escolhido.

Comentou-se que para a ANOVA ter validade são necessárias duas condições: (1) que o erro seja NID  $(0, \sigma^2)^9$  e (2) que a variância  $(\sigma^2)$  seja constante para todos os níveis do fator. Uma análise dos resíduos é a solução para verificar se estas hipóteses são verdadeiras. A esta análise denomina-se **verificação da suficiência ou adequação do modelo** estatístico. O resíduo para a  $j$ -ésima observação do  $i$ -ésimo tratamento é definido como:

<sup>9</sup> NID  $(0, \sigma^2)$  – Significa Distribuído (D) normal (N) e independentemente (I), com média  $\mu = 0$  e variância  $\sigma^2$

$$e_{ij} = y_{ij} - \hat{y}_{ij} \tag{2.38}$$

onde,  $\hat{y}_{ij}$  é a estimativa correspondente para  $y_{ij}$  e é definida na equação (38):

$$\hat{y}_{ij} = \hat{\mu} + \hat{\tau}_i = \bar{y}_{..} + (\bar{y}_{i.} - \bar{y}_{..}) = \bar{y}_{i.} \tag{2.39}$$

Assim, o resíduo nada mais é do que uma medida do quanto uma observação de um dado tratamento afasta-se da média das amostras para aquele tratamento. À análise de resíduos dá-se de forma gráfica. Os dados devem estar desenhados sem um padrão para garantir que as hipóteses sejam verdadeiras. O quadro 2.8 apresenta as análises mais comuns e seus objetivos.

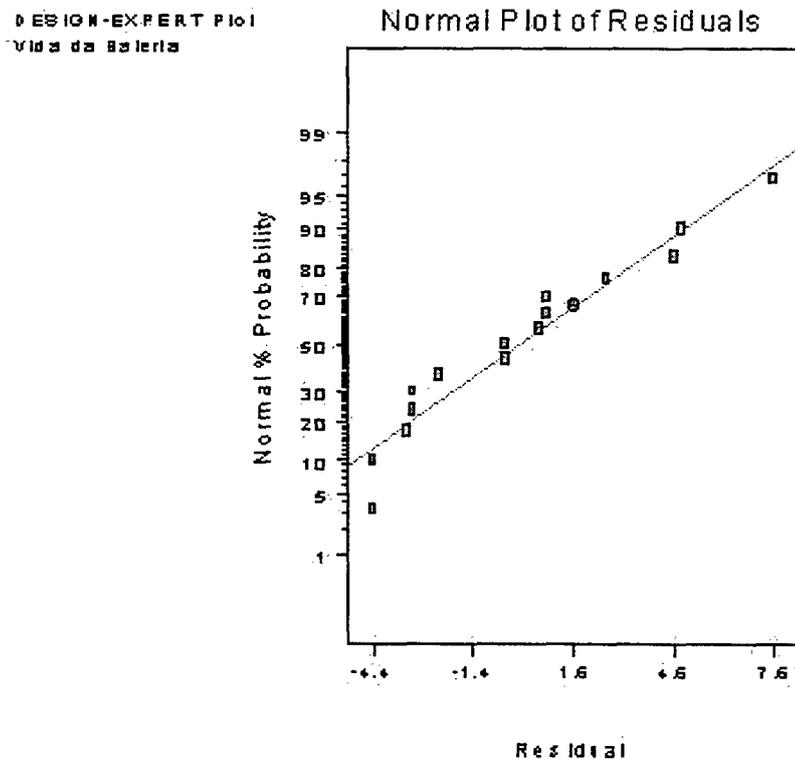
**QUADRO 2.8 – Métodos usuais para análise da adequação de um experimento.**

Tipo de Análise	Objetivo	Forma de análise
Gráfico de probabilidade normal em função dos resíduos da resposta do experimento	Verificar a condição de normalidade	Se o gráfico for aproximado por uma reta “grossa”, então a hipótese de normalidade está satisfeita.
Gráfico dos resíduos em função da ordem de coleta das observações	Verificar a condição de independência	Se o gráfico demonstrar uma tendência, então a hipótese de independência <b>não</b> está satisfeita.
Gráfico dos resíduos em função dos valores esperados	Verificar a hipótese de variância constante	Se o gráfico apresentar uma distribuição aleatória, então a hipótese está satisfeita.
Gráfico dos resíduos em função dos fatores	Verificar se a variância depende dos fatores experimentais	Quando há mais de um fator envolvido, a distribuição dos resíduos deve ser aproximadamente a mesma para todos os fatores envolvidos no experimento.
Gráfico de homogeneidade das observações	Verificar se há alguma observação heterogênea	Uma observação é heterogênea se seu valor não estiver de acordo com o restante da amostra. Resíduos maiores do que 3,5 devem ser investigados como heterogeneidades do experimento.
Análise de Box e Cox	Verificar se há necessidade de utilizar uma transformação	Identifica-se, através de um algoritmo, se há a necessidade ou não de uma transformação que estabilize a variância.

Uma outra forma de verificar a normalidade dos resíduos seria calcular um gráfico de histograma, o qual deveria ter o formato semelhante ao de uma distribuição normal. Porém, muitas vezes, se o número de observações não é muito elevado, este gráfico pode causar confusões. Em geral, os gráficos de probabilidade normal são como o representado na figura 2.6 pela análise dos resíduos do experimento da tabela 2.1. Os extremos geralmente se afastam da reta, mas isso não representa necessariamente uma violação da hipótese de normalidade. Porém,

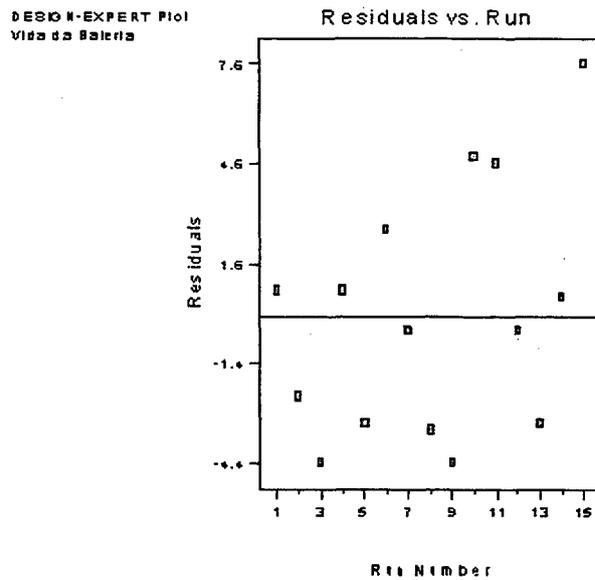
isto não pode acontecer com os pontos mais centrais da distribuição. A estatística de teste F, segundo Montgomery (1997, p.82) é robusta a quebra desta hipótese, mas isto implica um empobrecimento do real nível de significância e do poder do teste.

Softwares comerciais, como *Statistica*, *Minitab*, *Design Expert* e outros, possuem a habilidade de realizar uma análise dos resíduos de um experimento.



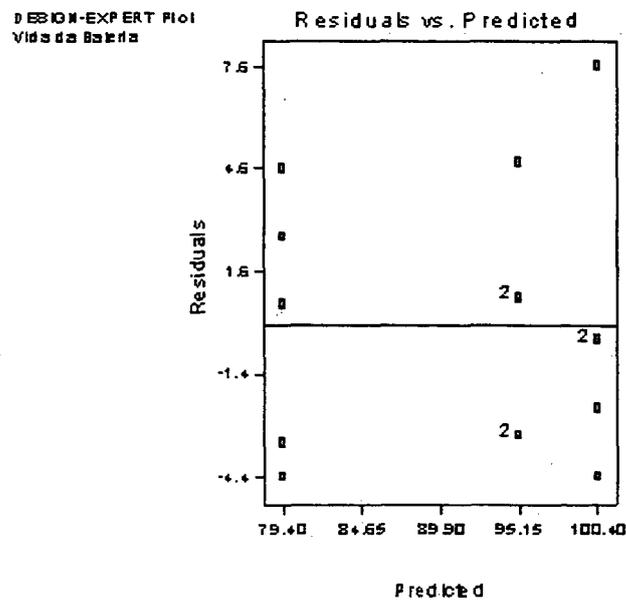
**FIGURA 2.6** – Gráfico de probabilidade normal em função dos resíduos  
(Saída gráfica do software *Design Expert*)

Na figura 2.7, representa-se o gráfico dos resíduos em função da ordem de experimentação da combinação dos tratamentos. Neste caso, o gráfico apresenta uma boa distribuição, sem revelar uma tendência específica. Quando isto ocorre, é difícil corrigir o fato dos dados serem dependentes da ordem de experimentação, i.e., algum tipo de erro, sistemático ou não, foi incluído durante a execução dos procedimentos experimentais. A única forma de evitar isto é com uma postura pró-ativa, onde um planejamento aleatorizado das observações contribui para evitar que a hipótese de independência seja quebrada. Neste caso, os dados das três marcas de bateria são independentes entre si.



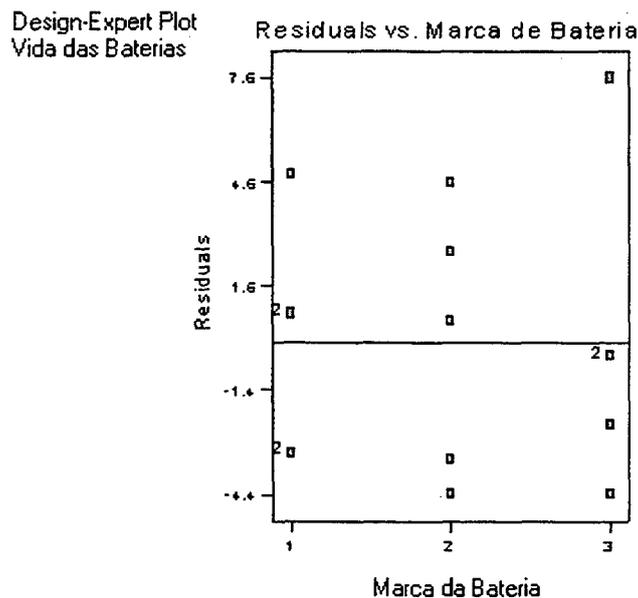
**FIGURA 2.7** – Gráfico dos resíduos em função da ordem de coleta das informações  
(Saída gráfica do software *Design Expert*)

O gráfico dos resíduos em função dos valores esperados, representado na figura 2.8, apresenta uma boa distribuição dos resíduos. Isto significa que a hipótese de variância constante (homocedasticidade) é satisfeita e, portanto, não é necessário realizar uma transformação na resposta para estabilizar a variância.



**FIGURA 2.8** – Gráfico dos resíduos em função dos valores esperados das observações  
(Saída gráfica do software *Design Expert*)

Na figura 2.9, representa-se o gráfico dos resíduos em função dos fatores. Como no caso do experimento da tabela 2.1 só há um fator (marca de bateria), este gráfico é semelhante ao gráfico da figura 2.8. Se houvesse outros fatores e um dos gráficos destoasse do padrão apresentado na figura 2.8, então isto significaria que o erro para a variância depende também do fator experimental em questão. Isto implicaria que a variável que provocou a diferença deveria ou ser controlada com mais cuidado em experimentos futuros ou deve ser incluída na análise do modelo.



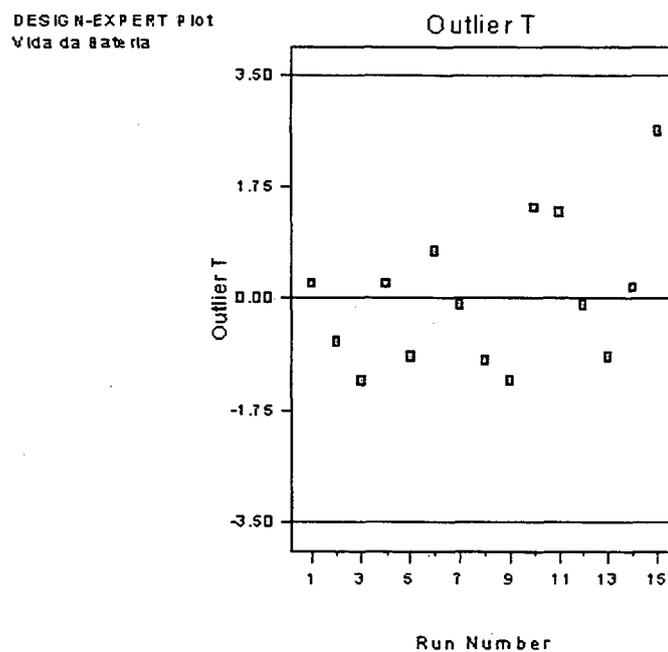
**FIGURA 2.9** – Gráfico dos resíduos em função do fator marca de bateria  
(Saída gráfica do software *Design Expert*)

Em todo experimento, após o registro de todas as observações, pode-se avaliar se existe alguma observação que destoe do restante dos dados. Para identificar, entre as observações, se há algum ponto destoante, basta verificar entre os resíduos padronizados segundo a equação 2.40:

$$d_{ij} = \frac{e_{ij}}{\sqrt{MS_E}} \tag{2.40},$$

onde  $e_{ij}$  é o resíduo da  $ij$ -ésima observação,  $MS_E$  é o quadrado médio do erro e  $d_{ij}$  é o resíduo padronizado para a  $ij$ -ésima observação. Se os resíduos não forem superiores a 3,5 desvios padrão, então os dados podem ser considerados homogêneos (como é o caso para o experimento das marcas de bateria). Note que o gráfico da figura 2.10 é semelhante ao gráfico

dos resíduos em função da ordem de experimentação da combinação dos tratamentos, afinal a ordenada foi apenas transformada. Aos pontos não-homogêneos, em relação ao restante da amostra, denomina-se em Inglês de *outlier*. Esta é uma análise importante, pois a existência de um ou mais *outliers* entre as observações do experimento podem comprometer os resultados da análise de variância.



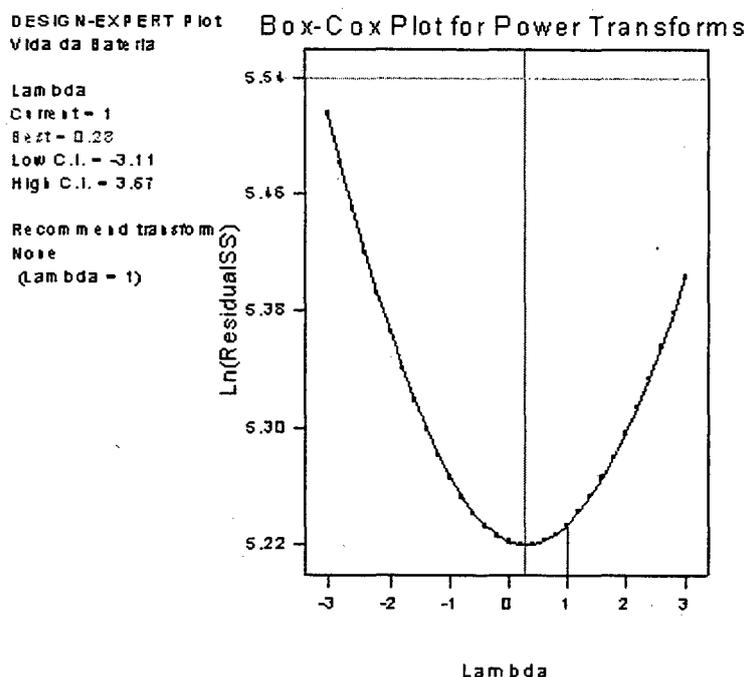
**FIGURA 2.10** – Gráfico da busca de *outliers* entre as observações do experimento  
(Saída gráfica do software *Design Expert*)

Como uma solução analítica para determinar a necessidade, ou não, de uma transformação para a resposta de um experimento, Montgomery (1997, p.90-92) comenta o método desenvolvido por Box e Cox (1964)<sup>10</sup>, onde, através do método da máxima verossimilhança, o parâmetro de transformação  $\lambda$  (em  $y^* = y^\lambda$ ) é estimado simultaneamente com outros parâmetros do modelo (como a média e a variância). O procedimento proposto baseia-se em realizar uma ANOVA para  $y^{(\lambda)}$ , que é dado pela equação 2.41.

<sup>10</sup> BOX, G., E., P., COX, D., R. *An analysis of transformations. Journal of the Royal Statistical Society, B*, vol.26, p.211-243, 1964.

$$y^{(\lambda)} = \begin{cases} \frac{y^\lambda - 1}{\lambda \left( \ln^{-1} \left( \frac{1}{n} \sum \ln y \right) \right)^{\lambda-1}} & \lambda \neq 0 \\ \ln^{-1} \left( \frac{1}{n} \sum \ln y \right) \cdot \ln y & \lambda = 0 \end{cases} \quad (2.41)$$

Segundo Montgomery (1997, p.90), a estimativa da máxima verossimilhança de  $\lambda$  é o valor para o qual a soma quadrática dos erros é mínima ( $SS_E(\lambda)$ ). O que alguns softwares de estatística oferecem é uma análise onde se pode obter um gráfico de  $SS_E(\lambda)$  em função de  $\lambda$ . A figura 2.11 apresenta este tipo de análise para o experimento da tabela 2.1.



**FIGURA 2.11** – Análise para determinar o tipo de transformação para a resposta  
(Saída gráfica do software *Design Expert*)

Em geral, se o intervalo para  $\lambda$  inclui o valor 1, então não há a necessidade de utilizar uma transformação para estabilizar a variância. No quadro 2.9, relacionam-se os tipos de transformação mais usuais em função do valor de  $\lambda$ .

**QUADRO 2.9** – Transformações em função de  $\lambda$

Valor de $\lambda$	Transformação a utilizar
- 1	Inversa ou recíproca
- 0,5	Quadrática
0	Log (natural ou com base decimal)
0,5	Raiz quadrada
1	Não é necessário utilizar transformação

## 2.11 Projetos fatoriais completos e fracionados

Um delineamento experimental é dito um **fatorial completo** quando todas as combinações dos tratamentos devem ser obtidas para permitir a análise estatística e é denominado um **fatorial fracionado** quando o planejamento da combinação dos tratamentos é tal que com uma fração do delineamento completo torna-se possível a análise estatística. Nas seções seguintes, serão apresentadas algumas das particularidades de alguns destes delineamentos.

### 2.11.1 Projeto com dois fatores e N níveis

Estes experimentos são do tipo  $N^2$ , onde N é o número de níveis. O experimento que pretende determinar a vida da bateria em função de dois fatores (tabela 2.2) é um exemplo deste tipo de experimento ( $3^2$ ). O modelo estatístico deste tipo de experimento é dado pela equação 2.42.

$$y_{ijk} = \mu + \tau_i + \beta_j + (\tau\beta)_{ij} + \varepsilon_{ijk} \tag{2.42}$$

onde  $y_{ijk}$  é a observação do experimento,  $\mu$  é a média global,  $\tau_i$  é o efeito para a i-ésimo observação para o fator A,  $\beta_j$  é o efeito para o fator B e  $\varepsilon_{ijk}$  é o erro experimental. O índice i varia no intervalo [1; a], j no intervalo [1, b] e k no intervalo [1, n], onde a e b são os números de níveis dos fatores A e B e n é o número de replicações do experimento. O elemento  $(\tau\beta)_{ij}$  representa a interação entre os fatores A e B.

A formulação da análise de variância para este modelo é relativamente simples e pode ser encontrado na literatura com facilidade [ver Montgomery (1997), Myers e Montgomery (1995), Wu e Hamada (2000)].

A tabela para a ANOVA contém a avaliação de cinco elementos como fonte de variação: (1) o efeito do tratamento A; (2) o efeito do tratamento B; (3) o efeito da interação AB; (4) o erro do experimento; (5) e o total do experimento. A solução numérica para a ANOVA do experimento da tabela 2.2 está resumida no quadro 2.10.

**QUADRO 2.10 – ANOVA para o experimento da tabela 2.2.**

Fonte da Variação	Graus de Liberdade	SS	MS	F <sub>0</sub>	valor-P
Tipo de material	2	10.683,70	5.341,90	7,91	0,002
Temperatura	2	39.118,70	19.559,40	28,97	0,000
Interação	4	9.613,80	2.403,40	3,56	0,019
Error	27	18.230,70	675,20		
Total	35	77.647,00			

Como conclusão, os resultados indicado pelos valor-P sugerem que os dois fatores e sua interação são significativos, desta forma a hipótese nula é rejeitada, i.e., há diferença entre o efeito dos tratamentos o que implica a possibilidade de tornar a bateria robusta à variação da temperatura do ambiente de operação a partir da seleção adequada de material. Estes resultados foram obtidos a partir do software MINITAB.

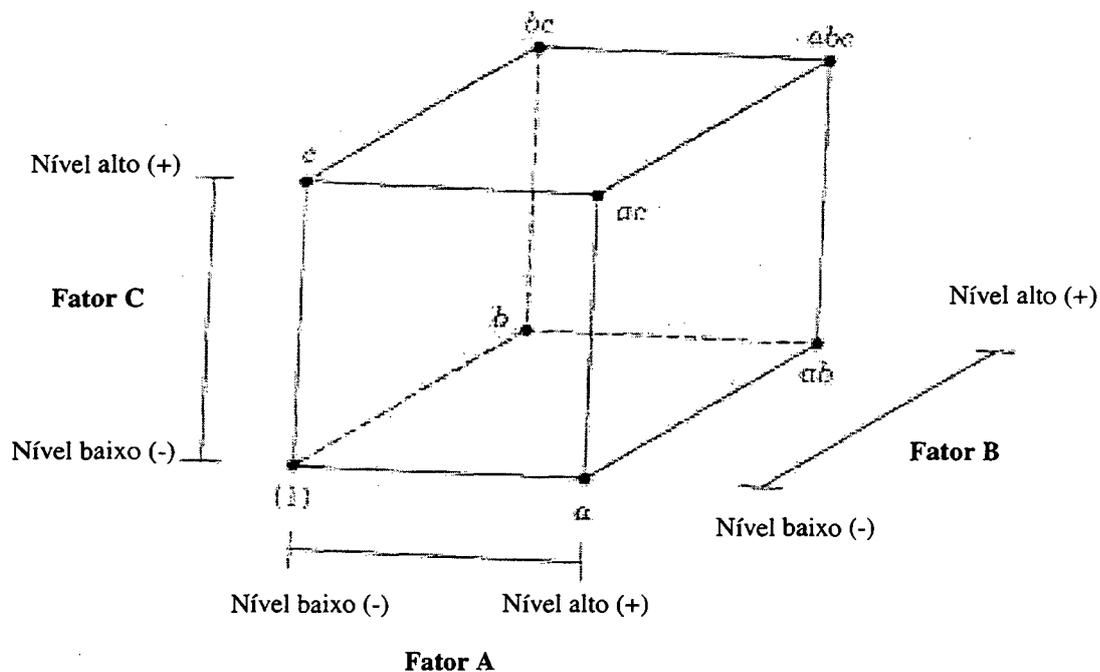
## 2.11.2 Projetos com dois níveis e k fatores

### 2.11.2.1 Considerações iniciais

Estes experimentos são representados como  $2^k$  (k fatores com 2 níveis) para os fatoriais completos ou  $2^{k-p}$  para os fatoriais fracionados. Assim, se k for igual a quatro, teremos  $2^4$  representando quatro fatores com dois níveis cada. Para este experimento serão necessários, pelo menos,  $2^4 = 16$  observações. Uma fração possível é  $2^{4-2}$ , onde com apenas quatro observações será possível avaliar o experimento.

Myers e Montgomery (1995), Montgomery (1997), Wu e Hamada (2000) comentam que os projetos de fatoriais fracionados desta família têm vocação para a classe de experimentos do

tipo **seleção de variáveis**. Estes experimentos ( $2^k$  e  $2^{k-p}$ ) são muito utilizados para ajustar uma superfície de resposta de primeira ordem e gerar a estimativa para os efeitos dos fatores necessários para aplicar o método da máxima inclinação. Outra vantagem deste tipo de experimentos é que eles podem ser utilizados como base experimental para ensaios futuros através da adição de novos pontos experimentais. Essa é uma estratégia utilizada para gerar experimentos capazes de ajustar uma superfície de segunda ordem. Na figura 2.12 se apresenta uma interpretação gráfica entre as relações dos fatores e seus níveis para um experimento do tipo  $2^3$  (fatores A, B e C).



**FIGURA 2.12** – Representação de um projeto fatorial completo do tipo  $2^3$

Há três formas distintas para representar os níveis nos experimentos fatoriais com dois níveis: (1) através dos sinais “-” e “+”; (2) através dos numerais “0” e “1”; (3) através de letras; (4) através dos opostos “-1” e “1”, onde, respectivamente, o primeiro símbolo para as convenções (1), (2) e (4) denotam o nível baixo do experimento, enquanto o símbolo restante denota o nível alto. No quadro 2.11, apresenta-se a disposição da combinação dos tratamentos e seus níveis para um experimento do tipo  $2^3$ .

A notação por sinais, segundo Wu e Hamada (2000), também é conhecida como notação geométrica. Notar que a notação (3) possui a seguinte regra de formação: (a) o nível

representado pelo fator baixo de todos os fatores será representado por (1); (b) sempre que houver um nível alto na combinação, seu fator será representado por uma letra minúscula.

**QUADRO 2.11** – Notações para experimentos com dois níveis

Ordem da combinação dos tratamentos	Notações para os níveis									
	(1)			(2)	(3)			(4)		
	A	B	C		A	B	C	A	B	C
1	-	-	-	(1)	0	0	0	-1	-1	-1
2	+	-	-	a	1	0	0	1	-1	-1
3	-	+	-	b	0	1	0	-1	1	-1
4	+	+	-	ab	1	1	0	1	1	-1
5	-	-	+	c	0	0	1	-1	-1	1
6	+	-	+	ac	1	0	1	1	-1	1
7	-	+	+	bc	0	1	1	-1	1	1
8	+	+	+	abc	1	1	1	1	1	1

### 2.11.2.2 Propriedades e princípios fundamentais

Montgomery (1997), Wu e Hamada (2000) dizem que as duas propriedades chaves dos experimentos  $2^k$  são o balanceamento e a ortogonalidade. Por **balanceamento** deseja-se expressar o fato de que cada nível de um fator aparece um mesmo número de vezes nas combinações dos tratamentos. Por **ortogonalidade** expressa-se o fato de que para cada par de fatores, do experimento, todas as combinações dos seus níveis aparecem um mesmo número de vezes ao longo das combinações dos tratamentos. Por exemplo, no quadro 2.11 se pode verificar que o arranjo é ortogonal, pois o mesmo número de sinais “-“ e “+” aparecem para todos os pares de fatores possíveis. Segundo Mead (1988, p.155), a propriedade de ortogonalidade faz com que os próprios contrastes do experimento sejam ortogonais. Isto é um excelente resultado, pois permite que a interpretação sobre as inferências para os efeitos dos contrastes sejam independentes.

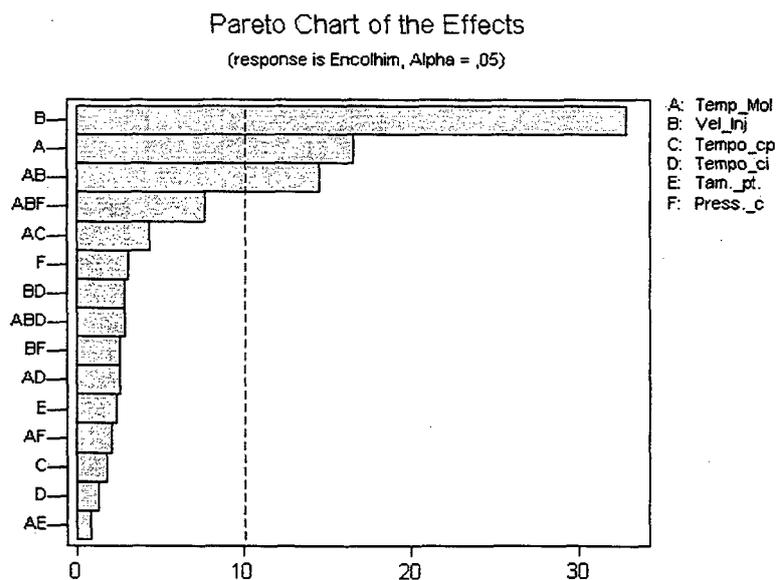
Segundo Myers e Montgomery (1995), Montgomery (1997), Wu e Hamada (2000), existem três princípios fundamentais para os efeitos dos tratamentos: (1) ordenação hierárquica; (2) princípio dos poucos efeitos significativos; (3) hereditariedade dos efeitos.

O princípio da **ordenação hierárquica** é baseado em duas premissas empíricas: (1) efeitos de menor ordem tendem a ser mais importantes do que os efeitos de ordens maiores; (2) os efeitos de mesma ordem têm a mesma chance de serem importantes. Este princípio sugere que, quando os recursos são escassos, os esforços devem ser no sentido de explorar os efeitos

dos fatores de menor ordem. A ordem de um efeito é dado de acordo com o número de letras que representa a combinação dos tratamentos. Por exemplo, no quadro 2.11, os efeitos de A, B e C são de primeira ordem, enquanto que os efeitos de AB, AC e BC são de segunda ordem e finalmente o efeito de ABC é de terceira ordem. Segundo o princípio da ordenação hierárquica, os efeitos de A, B e C tendem a ser mais importantes do que o efeito da interação ABC.

Já o princípio dos **poucos efeitos significativos** baseia-se na idéia de que somente um número relativamente pequeno de efeitos serão realmente importantes em um experimento fatorial. Este efeito baseia-se no conceito proveniente da qualidade do gráfico de Pareto (ver Juran (1974) e Feigenbaum (1983)). Um exemplo deste princípio é demonstrado na figura 2.13, que é uma estratificação do efeito dos fatores e interações para o experimento de injeção de plástico, citado no quadro 2.6.

O princípio da **hereditariedade dos efeitos** é baseado no conceito de que o requisito para uma interação ser importante, pelo menos, um de seus “pais” deveriam ser significantes. Por exemplo, se desejarmos considerar interação AC em um experimento, então pelo menos o efeito de A ou de C deveriam ser significantes.



**FIGURA 2.13** – Exemplo do princípio dos poucos efeitos significativos  
(Saída gráfica do software MINITAB)

### 2.11.2.3 A definição dos contrastes ortogonais e a ANOVA

A notação geométrica é muito útil para auxiliar na construção dos contrastes que definem o efeito de um fator ou da interação entre fatores. O procedimento para construção dos contrastes é dado por: (1) Selecionar a coluna do fator desejado; (2) multiplicar o sinal de cada combinação dos tratamentos com o suas respectivas “letras”; (3) somar os resultados. As equações 2.43 a 2.49 estão definidas para um experimento do tipo  $2^3$ . Assim, o contraste para o fator A é dado por:

$$C_A = (a - b - c + ab - ac - bc + abc - (1)) \tag{2.43}$$

Porém, o quadro 2.11 não revela as interações entre os fatores. É só perceber na coluna da notação (3) que faltam ser definidas as colunas para AB, AC, BC e ABC. Estas colunas são facilmente obtidas, multiplicando-se os sinais das colunas que compõem o nome das interações, i.e., para definir a coluna da interação BC, deve-se multiplicar os sinais da coluna do fator B pela coluna do fator C. Estes resultados são apresentados no quadro 2.12.

**QUADRO 2.12** – Níveis dos fatores e interações de um experimento  $2^3$

Combinação dos tratamentos	Fatores e suas interações						
	A	B	AB	C	AC	BC	ABC
(1)	-	-	+	-	+	+	-
a	+	-	-	-	-	+	+
b	-	+	-	-	+	-	+
ab	+	+	+	-	-	-	-
c	-	-	+	+	-	-	+
ac	+	-	-	+	+	-	-
bc	-	+	-	+	-	+	-
abc	+	+	+	+	+	+	+

De uma forma geral, os efeitos dos fatores e suas interações podem ser definidas segundo a equação:

$$E_f(.) = \frac{C(.)}{n 2^{(k-p)-1}} \tag{2.44},$$

onde (.) é a notação para o respectivo fator ou interação, n é o número de replicações no experimento e k é o número de fatores selecionados para o experimento e p representa a fração do experimento [notar que, neste caso, temos  $p = 0$  (fatorial completo)]. Assim, a soma dos quadrados para qualquer efeito é dada por:

$$SS(.) = \frac{C^2(.)}{n 2^{k-p}} \quad (2.45)$$

Quando  $n > 1$  a formação dos contrastes é determinada da mesma forma, a combinação para cada tratamento deve ser a soma de todas as replicações.

A análise de variância é obtida da forma usual: (1) calcula-se a soma dos quadrados de acordo com a equação 2.45; (2) calcula-se o grau de liberdade para os tratamentos; (3) obtém-se o quadrado médio, dividindo-se (1) por (2) para cada tratamento.

A soma total dos quadrados é calculada segundo a equação 2.46:

$$SS_T = \sum_i \sum_j \sum_h \sum_k y_{ijk}^2 - \frac{\sum_i \sum_j \sum_h \sum_k y_{ijk}}{n 2^{k-p}} \quad (2.46)$$

Já os graus de liberdade para o total do experimento é igual a:

$$(2^{k-p} \cdot n) - 1 \quad (2.47)$$

A soma quadrática do erro é fornecida pela equação 2.48, como função das demais somas quadráticas já calculadas.

$$SS_E = SS_T - SS_A - SS_B - SS_{AB} - SS_C - SS_{AC} - SS_{BC} - SS_{ABC} \quad (2.48)$$

O número de graus de liberdade, para experimentos para valores de  $n \geq 2$ , pode ser escrito segundo a equação 2.49:

$$2^{k-p} (n - 1) \quad (2.49),$$

onde para o valor de  $p = 0$  obtém-se a equação para experimentos fatoriais completos.

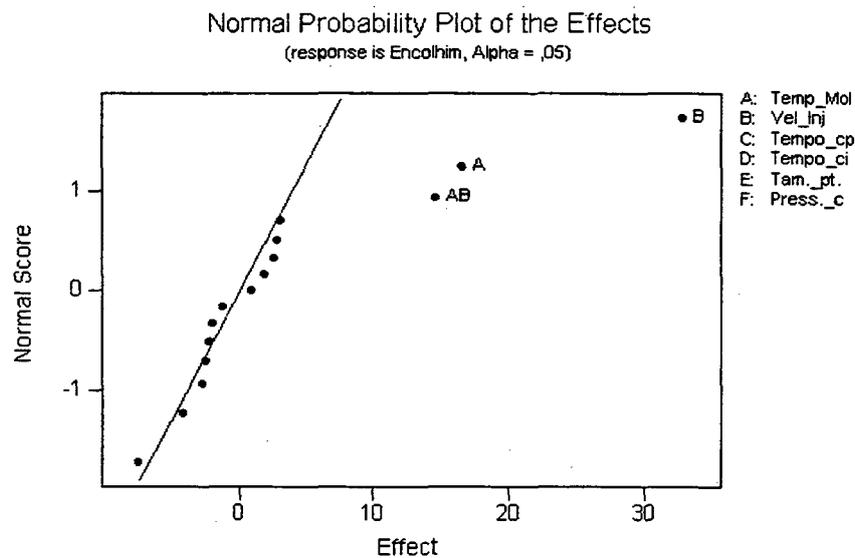
Deve-se notar que não é possível estimar o número de graus de liberdade para um experimento fatorial com uma única replicação. Segundo Montgomery (1997, p.318), o trabalho de Daniel (1959)<sup>11</sup> desenvolveu uma solução para analisar experimentos fatoriais com apenas uma única replicação. O método desenvolvido consiste na idéia de que os efeitos dos fatores mais significantes tendem a se afastar da reta em um gráfico de probabilidade normal ou semi-normal. Assim, a ANOVA deve ser feita a partir dos elementos indicados pela análise enquanto que os fatores restantes devem ser utilizados para obter uma estimativa do erro. Por exemplo, se em um experimento do tipo  $2^4$  após gerar o gráfico de probabilidade normal em função dos efeitos ficasse claro que apenas os tratamentos A; D; C; AD; AC são significantes. Então, de

<sup>11</sup> DANIEL, C. *Use of half-normal plots in interpreting factorial two level experiments. Technometrics*. vol. 1, p.311-342, 1959.

acordo com o princípio da hereditariedade dos efeitos, devem também ser incluídos na análise os seguintes tratamentos: CD (C e D são significativos) e ACD (AC e D são significativos). Desta forma, serão utilizados, no modelo, apenas 7 dos 15 tratamentos, portanto, o número de graus de liberdade para estimar o erro é igual a oito ( $gl = 15 - 7 = 8$ ). Um exemplo deste tipo de gráfico é apresentado, na figura 2.14, para um experimento do tipo  $2^{6-2}$  obtido da análise do experimento de injeção de plástico do quadro 2.6. A tabela de ANOVA (quadro 2.13) para o experimento do quadro 2.6 é apresentado abaixo, onde se pode verificar que as suspeitas levantadas pela figura 2.14 são confirmadas.

**TABELA 2.10 – ANOVA para o experimento de injeção de plástico<sup>12</sup>**

Fonte de Variação	Soma dos quadrados	Graus de liberdade	Quadrado Médio	F Value	Prob > F	Análise	
A	SS <sub>A</sub>	770,06	1	MS <sub>A</sub>	770,06	37,15 < 0.0001	significante
B	SS <sub>B</sub>	5076,56	1	MS <sub>B</sub>	5076,56	244,90 < 0.0001	significante
AB	SS <sub>AB</sub>	564,06	1	MS <sub>AB</sub>	564,06	27,21 0.0002	significante
Erro	SS <sub>E</sub>	248,75	12	MS <sub>E</sub>	20,73		
Total	SS <sub>T</sub>	6659,44	15				



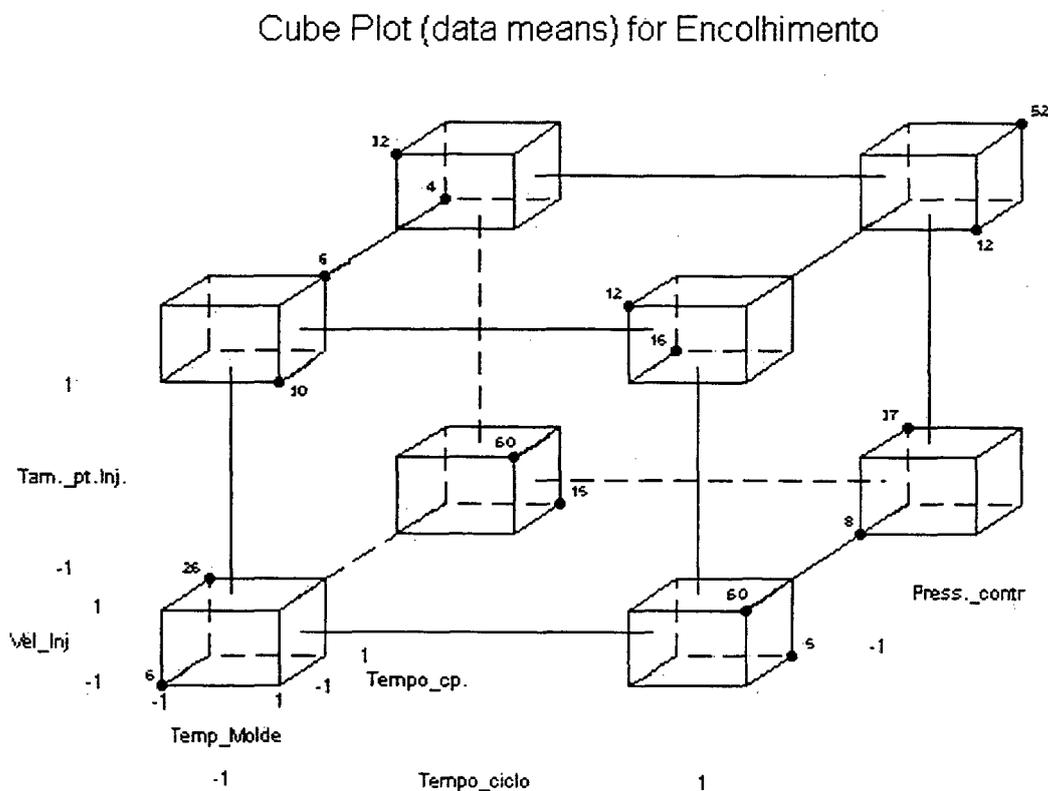
**FIGURA 2.14 – Gráfico de escore normal em função dos efeitos dos fatores (Saída gráfica do software MINTAB)**

<sup>12</sup> Resultados obtidos através do software *Design Expert*.

Este é um exemplo de como um experimento fatorial com dois níveis e k fatores podem ser utilizados como experimentos da classe de **seleção de variáveis**.

Com base na figura 2.14, pode-se deduzir que somente os fatores A (temperatura do molde) e B (velocidade de injeção) e a interação entre eles (AB) têm importância estatística para modelar a resposta do experimento. Uma interpretação geométrica para este experimento, equivalente a interpretação apresentada na figura 2.12, é fornecida na figura 2.15.

Ao se avaliar a figura 2.15, nota-se que nem todos os vértices dos cubos possuem uma observação experimental. Isto ocorre porque o experimento  $2^{6-2}$  representa a fração de 1/16 do fatorial completo. A grande vantagem está na redução drástica do número de observações necessárias para avaliar o efeito dos tratamentos. Dos sessenta e quatro experimentos necessários no delineamento  $2^6$ , somente dezesseis observações serão necessárias ao utilizarmos um delineamento do tipo  $2^{6-2}$ .



**FIGURA 2.15** – Representação gráfica de um experimento  $2^{6-2}$   
(Saída gráfica do software MINITAB)

Há ainda outros três conceitos necessários para tornar completa a abordagem sobre os experimentos fatoriais e as alternativas para projetar um experimento, a saber: (1) fracionamento

de experimentos fatoriais completos; (2) resolução do projeto experimental; (3) técnica de blocos para experimentos com dois níveis.

### 2.11.2.4 Geração de experimentos fatoriais fracionados

O **fracionamento dos experimentos fatoriais completos** é construído a partir de um **gerador** ou **palavra**. Para o experimento do tipo  $2^{3-1}$ , o gerador é a interação ABC. Na literatura, muitas tabelas são fornecidas para definição dos geradores do projeto. *Softwares* como o *Design Expert*, *MINITAB*, *Statistica* e *CARD* fornecem estes geradores e as próprias tabelas experimentais, o que facilita muito o trabalho dos agentes de projeto. No quadro 2.13, apresentam-se as duas frações para o delineamento  $2^{3-1}$ . A coluna identidade (I) possui sempre o sinal positivo. Neste caso,  $I = ABC$  é também denominada de **relação de definição** do projeto. Ao conjunto de combinações dos tratamentos que possuem o sinal “+”, na coluna ABC, denomina-se **fração principal** do delineamento. A outra se convencionou chamar de **fração alternada ou complementar**.

**QUADRO 2.13** – Definição das frações de um experimento  $2^{3-1}$

Combinação dos tratamentos	Fatores e suas interações						
	A	B	AB	C	AC	BC	ABC
a	+	-	-	-	-	+	+
b	-	+	-	-	+	-	+
c	-	-	+	+	-	-	+
abc	+	+	+	+	+	+	+
ab	+	+	+	-	-	-	-
ac	+	-	-	+	+	-	-
bc	-	+	-	+	-	+	-
(1)	-	-	+	-	+	+	-

Para experimentos mais complexos, como o delineamento do tipo  $2^{6-2}$ , existem quatro frações do projeto fatorial completo. Segundo Montgomery (1997, p. 398), os geradores do projeto são  $E = \pm ABC$  e  $F = \pm BCD$ . Assim, a relação de definição para este projeto é:

$$I = ABCE = BCDF = ADEF \tag{2.50}$$

O termo ADEF surgiu da multiplicação de ABCE por BCDF. Como os expoentes assumem somente valores de módulo igual ao número de níveis (neste caso 2), todo expoente par

assume o valor zero, enquanto que todo expoente ímpar assume o valor unitário. Como a relação de definição deste projeto possui palavras com quatro letras, este é um projeto com resolução IV.

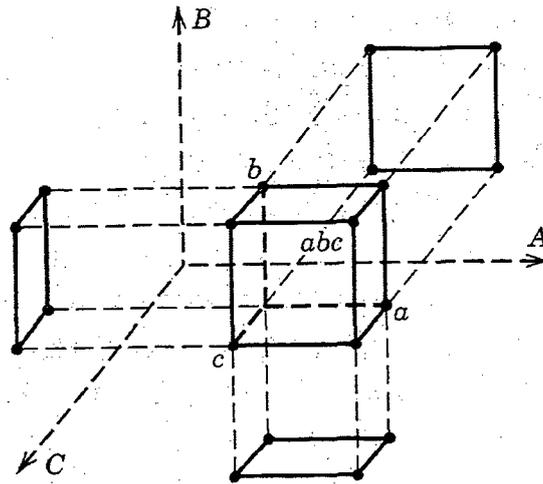
Esta álgebra de módulo 2 auxilia a determinar quais são os pseudônimos (*aliases*) para cada tratamento. O procedimento é simples, basta multiplicar o tratamento de interesse pelas letras que compõem a relação de definição. Os resultados são os tratamentos que são pseudônimos do tratamento de interesse. Por exemplo, ao desejar-se saber quais são os pseudônimos do fator A no experimento  $2^{6-2}$ , basta multiplicar A pela identidade:

$$\begin{aligned} A \times I &= A \times ABCE = A^2BCE = BCE \\ A \times I &= A \times BCDF = ABCDF \\ A \times I &= A \times ADEF = A^2DEF = DEF \end{aligned} \quad (2.51)$$

Então, segundo o conjunto de equações 2.51, quando se estima o efeito do fator A, na verdade, estima-se o efeito de  $A + BCE + DEF + ABCDF$ . Porém, pelo princípio da ordenação hierárquica, é muito provável que  $BCE + DEF + ABCDF$  seja insignificante e que os agentes de projeto consideram os resultados como se estivessem estimando o efeito do fator A.

O procedimento para gerar um experimento fatorial fracionado consiste em duas etapas: (1) gerar o delineamento básico (completo) para os  $2^{k-p}$  fatores; (2) construir as p colunas restantes através da multiplicação das colunas descritas pelos geradores do projeto. Por exemplo, para o delineamento  $2^{6-2}$ , deve-se gerar o delineamento básico  $2^4$  para os fatores A, B, C e D. As colunas dos fatores E e F são obtidas da multiplicação das colunas segundo os geradores de projeto  $E = + ABC$  e  $F = + BCD$ . Esta escolha fornecerá a fração principal do delineamento.

Uma propriedade muito interessante dos projetos fatoriais fracionados é a possibilidade de projetá-los em outros experimentos. Segundo Myers e Montgomery (1995, p.160), delineamentos do tipo  $2^{k-p}$  podem ser projetados em fatoriais completos ou fracionados em qualquer subconjunto dos r fatores originais ( $k - p \geq r$ ). Os subconjuntos de fatores que formam fatoriais completos são formados por fatores que não são palavras na relação de definição do projeto. Esta é uma oportunidade tentadora, pois com os dados de um experimento fracionado é possível investigar com mais precisão e com um menor número de pseudônimos subconjuntos de fatores que sejam de interesse, sem que para isto sejam necessários outros experimentos, afinal as observações já foram obtidas! A figura 2.16 apresenta a noção da projeção de um experimento  $2^{3-1}$  em outros três experimentos  $2^2$ .



**FIGURA 2.16** – Projeção de um delineamento tipo  $2^{3-1}$  em três do tipo  $2^2$

(Fonte: Myers e Montgomery (1995, p.140))

### 2.11.2.5 Resolução de projetos fatoriais

Montgomery (1997, p.376) define que “um projeto é de resolução  $R$  se nenhum efeito dos fatores- $p$  são pseudônimos de efeitos que contenham menos do que  $R-p$  fatores”. As resoluções dos projetos são denotadas por algarismos romanos (III, IV, V, etc.). Assim, projetos com resolução III os efeitos principais não possuem pseudônimos entre si, mas os efeitos de segunda ordem são pseudônimos dos efeitos principais e também pode haver pseudônimos entre si mesmos. Já os projetos com resolução IV nenhum efeito principal são pseudônimos de outros efeitos principais ou efeitos de segunda ordem. Porém, os efeitos de segunda ordem são pseudônimos entre si. Nos projetos com resolução V, os efeitos principais ou os efeitos de segunda ordem não são pseudônimos de outros efeitos principais ou efeitos de segunda ordem. Mas os efeitos de segunda ordem são pseudônimos de efeitos de terceira ordem. Desta forma, quanto maior a resolução do projeto, melhor serão as estimativas para os efeitos, pois minimiza-se ou elimina-se a possibilidade de haver pseudônimos para os efeitos de interesse. Quanto maior a resolução do projeto, maior será o número de combinações dos tratamentos necessários.

Myers e Montgomery (1995), Montgomery (1997) apresentam uma lista completa de todos os delineamentos possíveis para um número de fatores até 15. Wu e Hamada (2000), porém, oferecem a possibilidade de gerar experimentos para até 32 fatores diferentes.

### 2.11.2.6 Técnica de blocos para delineamentos $2^k$ e $2^{k-p}$

Muitas vezes, um experimento fatorial com muitos fatores, mesmo se possuir apenas dois níveis por fator, pode não ser realizável de forma a evitar que sejam introduzidas fontes de variação no experimento. Por exemplo, se o lote de material experimental não for suficiente para ensaiar todas as combinações dos tratamentos necessários, é preciso tratar o lote de material experimental como um bloco. Para cada delineamento, é possível apenas a existência de um número limitado de blocos, portanto, deve-se ter prudência ao selecionar os blocos.

O procedimento para determinar os blocos consiste em definir contrastes geradores a partir dos efeitos que estarão **confundidos**<sup>13</sup> com os efeitos dos blocos. Depois, basta calcular o sinal de acordo com uma soma de módulo N (número de níveis). As combinações dos tratamentos com mesmo resultado são elementos de um mesmo bloco.

### 2.11.3 Outros projetos fatoriais

Existem ainda muitos outros tipos de projetos fatoriais. De um modo geral, os conceitos estabelecidos, na seção 2.11, aplicam-se a outros delineamentos, como por exemplo, os experimentos fatoriais do tipo  $3^k$  e  $3^{k-p}$ .

No entanto, há ainda outros tipos de experimentos, como os quadrados latinos, greco-latinos, ou os experimentos de blocos completamente aleatorizados. Há, inclusive, experimentos do tipo  $2^m 4^1$  ( $m \in [3; 12]$ ) e  $2^m 4^2$  ( $m \in [1; 10]$ ), experimentos para ajuste de superfícies de resposta, entre outras possibilidades. Myers e Montgomery (1995), Montgomery (1997), Wu e Hamada (2000), Cox (1992), Mead (1991) e Taguchi (1988) são apenas algumas das fontes possíveis para coletar outros experimentos.

De um modo geral, os princípios são semelhantes, mas para cada tipo distinto de delineamento, há uma forma de se calcular a análise de variância. Felizmente, os *softwares* comerciais existentes são capazes de fornecer informações sobre todas estas possibilidades. Cabe então ao agente de projeto apenas concentrar-se na atividade de definir os requisitos de seu

---

<sup>13</sup> Confundimento é uma técnica estatística cujo objetivo é tornar o efeito de certas combinações de tratamentos indistinguíveis do efeito dos blocos, ou confundidas com o efeito dos blocos.

experimento e garantir que a execução dos ensaios sigam os procedimentos experimentais estabelecidos.

## 2.12 Superfície de resposta de um experimento

Um dos grandes potenciais para os experimentos fatoriais está na possibilidade de explorar uma superfície de resposta. No entanto, para que isto seja possível, deve haver pelo menos um fator quantitativo.

Se o vetor de projeto  $x$  for representado por  $x^T = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_k]$ , onde  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_k$  representam os fatores quantitativos de um experimento, então a resposta real do experimento é dada por:

$$y = f(x_1, x_2, x_3, \dots, x_k) + \varepsilon \quad (2.52),$$

onde  $\varepsilon$  representa fontes de variabilidade não consideradas na modelagem da função  $f$ .

Ao valor esperado da resposta real ( $E(y)$ ), denomina-se superfície de resposta. As variáveis de projeto (variáveis naturais) são adimensionalizadas e padronizadas (mesma média e variância), também denominadas de **variáveis codificadas**. As variáveis codificadas estão definidas para o intervalo fechado  $[-1; 1]$  e podem ser definidas como:

$$x_i = \frac{F|_i - \left( \frac{F_{baixo}|_i - F_{alto}|_i}{2} \right)}{\left( \frac{F_{alto}|_i - F_{baixo}|_i}{2} \right)} \quad (2.53),$$

onde  $F$  representa a resposta para um dado ( $i$ ) fator,  $F_{alto}$  e  $F_{baixo}$  representam os níveis para este fator.

Um modelo para a superfície de resposta é representado, geralmente, como polinômios de primeira e segunda ordem e podem ser representados de acordo com as equações 2.54 (modelo de primeira ordem) e 2.55 (modelo de segunda ordem):

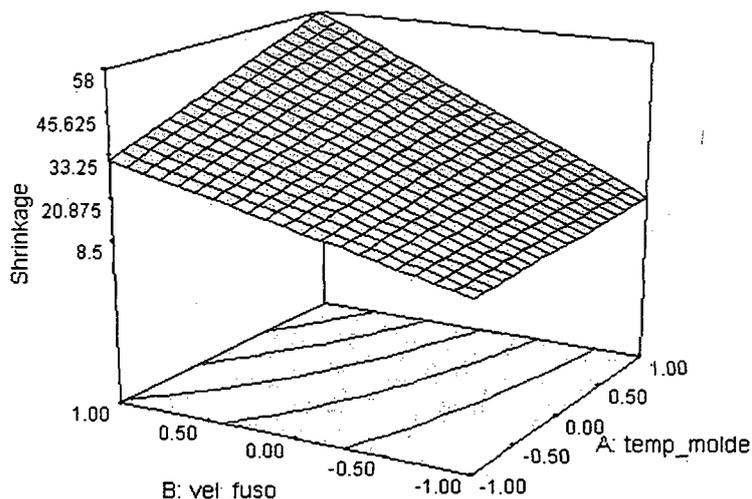
$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon \quad (2.54)$$

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j}^k \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon \quad (2.55),$$

onde  $\beta$  e seus diversos subíndices representam os estimadores para os coeficientes de regressão. Estes podem ser obtidos facilmente através da divisão dos efeitos dos tratamentos por dois, com exceção para o termo  $\beta_0$  para o qual se deve calcular a média aritmética de todas as observações do experimento. Para o caso do experimento do processo de injeção de plástico, o quadro 2.15 apresenta os coeficientes de regressão para um modelo linear dos tratamentos significativos. E, na figura 2.17, apresenta-se a superfície de resposta para o dito experimento.

**TABELA 2.11** – Coeficientes de regressão linear para o experimento  $2^{6-2}$

Tratamento	Termo	Efeito	Coeficiente de Regressão	
			Notação	Valor
	Constante		$\beta_0$	25,938
A	Temp_Mol	16,625	$\beta_1$	8,312
B	Vel_Inj	32,875	$\beta_2$	16,437
AB	Temp_Mol*Vel_Inj	14,625	$\beta_{12}$	7,312



**FIGURA 2.17** – Superfície de resposta para o experimento do processo de injeção de plástico (Saída gráfica do software *Design Expert*)

Com uma equação definida para a superfície, pode-se otimizá-la e determinar um ótimo local. Os níveis interpolados podem ser ensaiados como um **experimento de verificação**. Superfícies, como a da figura 2.17, sugerem que a curvatura pode indicar uma fonte de variação não identificada pelo modelo. Uma análise dos resíduos pode auxiliar a identificar esta fonte. Outra solução é explorar a curvatura através da adição de novos pontos experimentais.

Experimentos como o projeto de composição central são bons exemplos de experimentos para a exploração ou otimização da superfície de resposta. Experimentos para a otimização da superfície de resposta, no entanto, possuem uma estratégia seqüencial de experimentação, de modo a mover a região do experimento para o ótimo global da região de operação. Métodos de otimização como o método da máxima inclinação são utilizados com esta finalidade. A este planejamento seqüencial de experimentos denomina-se **metodologia da superfície de resposta**.

### 2.13 Projeto de parâmetros

Segundo Taguchi (1988, p.120), “há valor nos experimentos e cálculos somente quando os resultados obtidos diferem da expectativa do experimentador.” Foi com a idéia de revolucionar o processo de engenharia que o Prof. G. Taguchi introduziu o seu conceito de projeto experimental, denominado **projeto de parâmetros**. O projeto parâmetros, em conjunto com o projeto do sistema e do projeto de tolerâncias, forma a espinha dorsal de sua filosofia.

Por projeto de parâmetros, Taguchi (1988) entende como o conjunto de atividades de engenharia para projetar produtos ou processos de modo que: (1) sejam robustos às condições ambientais; (2) sejam robustos à variação dos componentes; (3) seja minimizada a variabilidade em torno do valor nominal. Segundo Montgomery (1997, p. 624), “Taguchi merece o reconhecimento por perceber que o projeto de experimentos pode ser utilizado como uma parte formal do processo de engenharia para ajudar a atingir estes objetivos.”

Fiod (1997) apresenta uma alternativa aos cálculos tradicionais para a relação sinal-ruído de Taguchi, afirmando também que muito da incompreensão dos métodos propostos por Taguchi devem-se ao fato de uma leitura incompleta de seus trabalhos e o não acompanhamento de sua filosofia.

Atualmente, Wu e Hamada (2000) apresentam os métodos de Taguchi de forma renovada e concordam que a metodologia da superfície de resposta é uma boa solução para otimizar os experimentos de Taguchi. Um tratamento mais formal às interações e às estruturas de pseudônimos dos experimentos, permitiu a omissão dos gráficos lineares que, embora aparentemente simples, escondiam o fato de que os efeitos são pseudônimos uns dos outros, prejudicando a análise.

Porém, a classe de experimentos do tipo **implementação de robustez ao sistema** pode ser obtido através do projeto de parâmetros ou de experimentos fatoriais fracionados com

resolução elevada o suficiente para permitir a estimação dos fatores de ruído sem que estes possuam pseudônimos.

## 2.14 Considerações finais

Mostrou-se que um experimento pode ser classificado de acordo com o objetivo da experimentação e que esta decisão influencia o tipo de delineamento experimental necessário para atingir as metas. Com o auxílio de *softwares* especializados, demonstrou-se que apenas com os conceitos elementares de estatística se pode definir um experimento, mesmo sem conhecer os detalhes para o cálculo da ANOVA. Saber, no entanto, interpretar a saída destes softwares deve fazer parte do rol de habilidades dos agentes de projeto.

Saber determinar o tamanho da amostra e definir os requisitos do experimento de modo a permitir o planejamento de um experimento preciso e econômico requer um bom senso e os conceitos básicos da estatística.

Os experimentos, dependendo do problema, podem iniciar-se com um experimento para seleção de variáveis e finalizar com um experimento para implementar robustez ao sistema, como podem terminar em qualquer outro tipo de experimento, desde que justificável economicamente.

Muitos foram os delineamentos omitidos neste capítulo, mas buscou-se apresentar os resultados de alguns dos exemplos propostos, de forma a auxiliar na compreensão deste texto. Na prática, as opções dos delineamentos são quase ilimitadas. Por isso, reforça-se a idéia de que cabe ao agente de projeto dominar as variáveis de entrada (requisitos para projetar um experimento) e saída(s) (respostas que auxiliem na compreensão para a solução de problemas de projeto) de um processo que se pode denominar de **processo de projeto de um experimento**, o qual será abordado com maior detalhe no capítulo 5 desta dissertação.

Durante as fases de processo de desenvolvimento de produtos, os agentes de projeto identificam problemas cujas soluções elevam o conceito de engenharia agregado ao produto acabado. Problemas da engenharia da confiabilidade podem ter soluções investigadas através de experimentos. No capítulo 3 serão apresentados os requisitos da confiabilidade, entre outros assuntos, pois é a partir das necessidades implícitas nos requisitos da confiabilidade que se definem os problemas que devem ser resolvidos pelos agentes de projeto.

Mostrou-se, também, que já existe uma seqüência de passos definidos que auxiliam a planejar experimentos disponível na literatura. Esta seqüência tem sido abordada por autores diferentes e como ainda não há uma sistemática com uma linguagem comum aos agentes de projeto, percebe-se que há uma necessidade não atendida neste quesito. Desta forma, pretende-se através do capítulo 4, efetuar uma analogia entre o processo de projeto e os passos para projetar um experimento.

Assim, quando um agente de projeto utilizar uma sistemática para projetar um experimento para avaliar um problema de confiabilidade (por exemplo, para se estimar a taxa de falha, ou os modos de falha mais críticos num sistema) estará planejando para tornar o projeto do sistema mais robusto às fontes de variabilidade. Assim, após a execução e análise do experimento, obtém-se, informações que, devido à consistência vai permitir cálculos de confiabilidade também mais precisos. Como consequência disto, outras variáveis de projeto como a estimativa do período de garantia, a quantidade de peças de reposição, o custo de manutenção, entre outras, podem ser estimadas com maior precisão e/ou robustez.

## CAPÍTULO 3 - CONFIABILIDADE

### 3.1 Introdução à confiabilidade

A confiabilidade, como ciência e como disciplina de engenharia, evoluiu muito desde a Segunda Guerra Mundial, a ponto de desenvolver uma linguagem matemática que é parodiada por Condra como “arcana e esotérica” dominada por poucos, usualmente fora da espinha dorsal do processo de projeto e fabricação de produtos. Isto contribuiu para tornar a confiabilidade uma disciplina a ser aplicada “*off-line*” no ciclo de desenvolvimento de produtos. Um dos desafios propostos por Dias (1996), Almeida (1999), Back (1983), Blanchard e Fabrycky (1990), entre outros, é integrar a confiabilidade ao ciclo de desenvolvimento do produto, garantindo que os agentes de projeto, que não são profissionais da área da confiabilidade, sejam “capazes de compreender e aplicar métodos que garantirão a confiabilidade dentro de suas próprias disciplinas” (Condra, 1993, p.8).

Durante as fases de projeto, muito do esforço e criatividade dos engenheiros e projetistas são dedicados para garantir que as expectativas do consumidor sejam não só atendidas, mas também superadas. Entre uma das expectativas do cliente estão a confiabilidade e a durabilidade, que, segundo Garving, citado por Montgomery (1997, p.2) e Surette (1986), são duas das oito dimensões da qualidade. A primeira preocupa-se com a taxa na qual um determinado produto falha, a segunda com a vida útil do produto. Mas para compreender o esforço dos agentes de projeto para garantir que a confiabilidade desejada, projetada e construída se reflita na operação do produto em campo, é necessário compreender o que é confiabilidade e quais as ferramentas disponíveis para se beneficiar desta disciplina de engenharia.

De acordo com a NBR 5462 (1994), confiabilidade “é a capacidade de um item desempenhar uma função requerida sob condições especificadas, durante um dado intervalo de tempo”. Assim, para que um produto seja considerado confiável, ele deve ser capaz de suportar, sob as condições especificadas, os carregamentos impostos sobre o produto. Já, segundo Ichida (1989, p.220), a JIS-Z 8815 define confiabilidade como “a qualidade de um item em termos da sua habilidade de realizar todas as funções requisitadas sujeita à condições de operação especificadas através de toda a vida do produto”.

Para Blanchard & Fabrycky (1990, p.346-347), a “confiabilidade é uma característica inerente ao projeto” e pode ser definida como a “probabilidade na qual um sistema ou produto irá operar de um modo satisfatório para um dado intervalo de tempo, quando utilizado restrito a condições de operação específicas.”

Segundo Back (1999, p.7-3), a utilização de normas e um sistema de padronização auxiliam a aumentar a confiabilidade, visto que as especificações utilizadas já foram estudadas e aplicada em sistemas equivalentes ao projetado. As recomendações encontradas em normas auxiliam, assim, a orientar a boa prática de projeto.

Juran (1974), Feingenbaum (1983) e O’Connor (1985) fornecem definição semelhante à de Blanchard e Fabrycky. A confiabilidade, também, pode ser compreendida como o “interesse pelas falhas de um produto no domínio do tempo (...) uma faceta de projetar a incerteza” (O’Connor, 1985, p.3). A esta incerteza deve-se compreender como a variabilidade inerente aos diversos fatores presentes no projeto de um produto (propriedades dos materiais; qualidade dos itens comprados e fabricados; fatores ambientais; etc.). Assim, considerar a confiabilidade de um produto é desenvolver técnicas capazes de minimizar o impacto da variabilidade nas condições projetadas para o produto. Para Lewis (1996, p.1), “confiabilidade é a probabilidade de um componente, equipamento, mecanismo, ou sistema realizar sua função projetada por um período específico de tempo restrito a um conjunto específico de condições”. Ao dissertar sobre sua definição de confiabilidade, Lewis (1996) chama atenção para o que ele denomina de carregamentos ambientais (temperaturas extremas; poeira; salinidade; umidade; vibrações; choques; variação do campo eletromagnético; condições de armazenamento e de transporte; etc.) cujos efeitos ambientais exigem uma análise diferenciada para determinar e definir as condições de operação do sistema. A análise dos impactos destes carregamentos ambientais pode auxiliar a identificar possíveis modos de falha antes mesmo do produto ir a campo. O DoE, certamente, é uma das ferramentas mais indicadas para atingir o objetivo proposto por O’Connor e Lewis.

Condra (1993, p.12) cita a definição de confiabilidade de Kececioglu<sup>14</sup>: “confiabilidade é (1) a probabilidade condicional, para um dado (2) nível de confiança, de que o equipamento irá (3) realizar satisfatoriamente suas funções projetadas ou sem falhas, e dentro dos limites especificados de performance para uma dada (4) idade, por um intervalo de tempo especificado, ou (5) tempo de missão, quando utilizado da forma e dentro do propósito especificado enquanto opera dentro das (6) tensões ambientais operacionais aplicadas”. Demonstra como uma definição de confiabilidade pode ser expressa tão formalmente quanto a definição de Kececioglu, ou

---

<sup>14</sup> KECECIOGLU, D., B. Proceedings for the 15<sup>th</sup> Annual Reliability Testing Institute, Tucson AZ (1989).

simplesmente adotar a sua definição de confiabilidade: “confiabilidade é a qualidade desdobrada no tempo”. Esta definição, aparentemente muito simples, vai ao encontro da definição de confiabilidade da JIS-Z 8815, pois trata a confiabilidade como uma qualidade temporal. Montgomery (1997, p.4-5) realiza uma série de definições sobre a qualidade, as quais podem ser reunidas na seguinte sentença: “qualidade significa adequação ao uso, sendo inversamente proporcional à variabilidade e, para ser melhorada, exige a redução da mesma nos processos e nos produtos”. Assim, a confiabilidade, no papel de qualidade temporal, para ser melhorada, deve-se reduzir a variabilidade ao longo do ciclo de vida do produto. Uma das ferramentas que auxilia na redução da variabilidade é o projeto de experimentos, apresentada no capítulo 2. Portanto, esta ferramenta estatística é uma candidata natural para auxiliar na melhoria da confiabilidade durante o projeto de produtos.

Dias (1996), ao avaliar diversas definições de confiabilidade, concluí que aquelas envolviam quatro estruturas fundamentais: (1) probabilidade; (2) comportamento adequado; (3) período de uso (ou de vida); (4) condições de uso. O domínio sobre cada um destes quatro elementos definirá a capacidade de uma equipe de projeto garantir a confiabilidade de um produto. Estas estruturas estão alinhadas com o conceito apresentado por Blanchard e Fabrycky (1990) em que se pode concluir que as atividades de projeto devem ser focadas em determinar: (1) as métricas que definirão a confiabilidade do produto; (2) quais funções serão desempenhadas pelo produto e qual a performance esperada; (3) o tempo de missão a ser desenvolvido pelo produto; (4) em que ambiente espera-se que o produto opere e de que forma este ambiente contribui para diminuir a confiabilidade do produto.

**As métricas que definirão a confiabilidade do produto** são expressas em formas de probabilidades. Estas probabilidades podem ser definidas matematicamente, associadas a variáveis aleatórias como o período de vida ( $X$ ). Uma contribuição para auxiliar a verificar as métricas definidas pode ser obtida através de validações experimentais. No entanto, é necessário ter dados coletados e analisados de acordo com uma metodologia estatisticamente apropriada e possuir instrumentos matemáticos para representação destas informações. O planejamento do tamanho da amostra permitirá estabelecer o nível de significância e o poder do teste, agregando confiabilidade nos resultados experimentais obtidos.

Já as **funções desempenhadas pelo produto e sua performance** devem ser definidas em relação a um padrão de referência baseado nas necessidades de mercado (*benchmarking* com a melhor prática do mercado) ou em relação aos conhecimentos técnicos dos agentes de projeto. Aqui, ensaios durante o desenvolvimento do produto podem ter seus planejamentos de acordo

com o DoE, de forma a permitir uma análise dos efeitos principais e também permitir uma reflexão sobre possíveis interações entre os fatores.

O **tempo de missão do produto** é a métrica utilizada para definir o intervalo de tempo sobre o qual será calculada a probabilidade de falha. Um desafio a ser resolvido pelos agentes de projeto, interessados em realizar experimentos sobre parâmetros da confiabilidade, é que a métrica temporal definida para a vida do produto, dificilmente coincidirá com o intervalo de tempo disponível para ensaiar o sistema. Definir uma relação entre a probabilidade de falha obtida experimentalmente e a probabilidade planejada para o desempenho em campo, exige conhecimento técnico e, por que não dizer, “*insight*”?

Compreender o **ambiente de operação** é necessário para permitir a elaboração de hipóteses válidas para os experimentos, além de permitir estabelecer os fatores potencialmente relevantes e determinar as restrições às quais está sujeita o produto.

Entende-se, portanto, que uma definição para a confiabilidade pode ser descrita de forma resumida, como apresentado por Condra (1993) ou detalhada, como apresentado por Kececioglu (1989). Para análise, é requerido que contenha as quatro estruturas fundamentais identificadas por Dias (1996). Para um dado conjunto de condições de operação a probabilidade acumulada um dado sistema pode ser escrita em função da variável aleatória (V.A.) período de vida ( $X$ ) de acordo com a equação 3.1:

$$F(x) = P\{X \leq x\} \quad (3.1)$$

indicando a probabilidade de que ocorrerá uma falha no sistema para um período de vida igual ou inferior ao intervalo de tempo  $x$ . Já  $F(x)$ , representa a função de probabilidade acumulada, também conhecida como função da não-confiabilidade.

A confiabilidade pode ser expressa matematicamente, como uma probabilidade do sucesso do sistema, conforme descrito na equação 3.2:

$$R(x) = P\{X > x\} = 1 - F(x) \quad (3.2)$$

onde  $R(x)$  representa a confiabilidade e  $F(x)$  a função de probabilidade falha acumulada da variável aleatória  $X$  (período de vida). Considerando o período de vida inicial como ( $x \rightarrow 0$ ) e que mais cedo ou mais tarde o sistema irá falhar, podemos determinar que:

$$\lim_{x \rightarrow 0} R(x) = 1 \quad e \quad \lim_{x \rightarrow \infty} R(x) = 0 \quad (3.3)$$

Assim, se existir a função densidade de probabilidade ( $f(x)$ ) para a variável aleatória período de vida, a função probabilidade de falha acumulada pode ser representada pela equação 3.5, também denominada função de não-confiabilidade:

$$F(x) = \int_0^x f(t) dt \quad (3.4)$$

A partir da equação 3.5, é possível expressar a função confiabilidade como:

$$R(x) = 1 - F(x) = 1 - \int_0^x f(t) dt = \int_x^{\infty} f(t) dt \quad (3.5)$$

A taxa de falha (*hazard rate*) é a probabilidade de que um item falhará durante o próximo intervalo de tempo, dado que estava funcionando no início daquele intervalo. A taxa de falha instantânea é dada por:

$$\lambda(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{N_f}{N_b \Delta t} = \frac{f(t)}{R(t)} = \frac{f(t)}{1 - F(t)} \quad (3.6)$$

onde  $N_f$  representa o número de falhas durante o intervalo  $\Delta t$  e  $N_b$  é o número de itens bons no início do intervalo  $\Delta t$ .

### 3.2 Considerações sobre a curva da taxa de falha

A curva de taxa de falha, também chamada de “curva da banheira”, nome dado à conhecida curva teórica para modelar o comportamento dos produtos durante o seu ciclo de vida, é formada pela adição de três curvas distintas: (1) curva de mortalidade infantil; (2) curva de falhas aleatórias (onde a taxa de falha é constante); (3) curva de falhas por desgaste. Segundo Condra (1993, p.136), os teóricos da confiabilidade não conseguiram chegar a um consenso em relação à validade da curva da taxa de falha. Mas para suas duas primeiras partes (a de mortalidade infantil e a de taxa de falha constante) existe o consenso. É o que interessa, visto que é nas duas primeiras partes da curva da taxa de falha em que o potencial para implementar melhorias na confiabilidade é maior. A taxa de falha constante, na segunda parte da curva da taxa de falha, deve-se a dois fatos: (1) defeitos de menor severidade do que as encontradas na

fase de mortalidade infantil; (2) sobrecarga proveniente de um pico aleatório nos fatores ambientais e/ou operacionais.

A informação sobre o tempo de vida útil que um componente possui pode ser retirada a partir da curva da taxa de falha. Mas, para que isso seja possível, é necessário identificar as curvas das taxas de falhas individuais que constituem a curva da taxa de falha. Poderá ser necessário refinar estas curvas até que sejam obtidas curvas com taxas de falhas que representem cada mecanismo de falha combinado inicialmente na curva da taxa de falha original.

### **3.3 Funções de variáveis aleatórias usualmente utilizadas no estudo da confiabilidade**

Durante o desenvolvimento do produto, os agentes de projeto podem necessitar identificar qual a distribuição de vida aplicável a um determinado componente. Desta forma, torna-se possível determinar, por exemplo, a taxa de falha do componente. O problema é que as distribuições de vida podem adotar qualquer forma, mas só existem métodos de análise para umas poucas distribuições de vida desenvolvidas. Faz-se necessário, portanto, ajustar os dados obtidos de forma a decidir qual a distribuição de probabilidade que melhor corresponde à distribuição de vida real.

Entre as funções densidade de probabilidade mais usuais, nas atividades de confiabilidade, destacaremos: (1) a distribuição normal; (2) a distribuição lognormal; (3) a distribuição de Weibull; (4) a distribuição exponencial. Distribuições de probabilidade possuem parâmetros que permitem inferências sobre uma população sem ter que utilizar toda a distribuição como variável ou como fator. Os parâmetros mais importantes que auxiliam a inferir sobre a população de uma determinada distribuição são a média, a moda, o desvio padrão e os parâmetros de localização (localiza o centro da distribuição, no tempo) de forma (medida da variação e forma).

Na área de confiabilidade, as distribuições de vida costumam ser representadas por: (1) função densidade de probabilidade; (2) função probabilidade acumulada; (3) função confiabilidade; (4) função taxa de falha<sup>15</sup>, conforme apresentadas no tópico 3.1 deste capítulo.

---

<sup>15</sup> A taxa de falha pode ser: (1) *hazard rate*; (2) taxa de ocorrência das falhas. O segundo é para itens reparáveis. O primeiro para itens não-reparáveis. A taxa de falha e *hazard rate* são sinônimos quando a função densidade de probabilidade é provocada por um único modo de falha.

A **distribuição normal** tem sua função densidade probabilidade definida como:

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\left[ \left( \frac{-1}{2} \right) \left( \frac{x-\mu}{\sigma} \right)^2 \right]} \quad (3.7)$$

A função probabilidade acumulada é definida por:

$$F(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_0^x e^{\left[ \left( \frac{-1}{2} \right) \left( \frac{t-\mu}{\sigma} \right)^2 \right]} dt \quad (3.8)$$

onde  $\sigma$  é o desvio padrão e  $\mu$  a média da distribuição da variável aleatória período de vida (X). A variável de integração  $x$  é o tempo para a falha.

Para a **distribuição lognormal**, a função densidade de probabilidade é definida como:

$$f(x) = \frac{1}{\sigma x\sqrt{2\pi}} e^{\left[ \left( \frac{-1}{2} \right) \left( \frac{\ln x - \mu}{\sigma} \right)^2 \right]} \quad (3.9)$$

A função de probabilidade acumulada é definida por:

$$F(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_0^x \frac{1}{t} e^{\left[ \left( \frac{-1}{2} \right) \left( \frac{\ln t - \mu}{\sigma} \right)^2 \right]} dt \quad (3.10)$$

Geralmente, segundo Condra (1993, p.143), a distribuição lognormal é aplicada para os casos em que a falha ocorre devido a danos acumulados. Nestes casos, o defeito vai piorando até que eventualmente provoque a falha. Os casos de desgastes, propagação de trincas e oxidação, são exemplos de mecanismos de falhas que podem ser bem ajustados a uma distribuição lognormal.

Uma das mais utilizadas distribuições e uma das mais versáteis para os profissionais da engenharia da confiabilidade é a **distribuição de Weibull**. Esta pode ser facilmente ajustada a várias distribuições de dados de vida, bastando para isso ajustar o valor de seu parâmetro de forma ( $\beta$ ). A função densidade de probabilidade de Weibull pode ser definida como:

$$f(x) = \frac{\beta}{\eta} \left( \frac{x-\gamma}{\eta} \right)^{\beta-1} e^{\left[ - \left( \frac{x-\gamma}{\eta} \right)^\beta \right]} \quad (3.11)$$

onde  $\beta$  é o parâmetro de forma,  $\gamma$  o parâmetro inicial ou de localização,  $\eta$  é o parâmetro de escala ou de vida característica e  $x$  é o tempo para a falha. A equação 3.9 é válida somente para  $t > \gamma$ ;  $\beta > 0$ ;  $\eta > 0$ .

A função de probabilidade acumulada é dada por:

$$F(x) = 1 - e^{-\left[\left(\frac{x-\gamma}{\eta}\right)^\beta\right]} \quad (3.12)$$

A função confiabilidade é dada segundo a equação 3.5, assim, levando em conta todos os parâmetros de Weibull, tem-se:

$$R(x) = e^{-\left[\left(\frac{x-\gamma}{\eta}\right)^\beta\right]} \quad (3.13)$$

Desta forma, de acordo com a equação 3.6, a taxa de falha é dada por:

$$\lambda(x) = \frac{\beta}{\eta} \cdot \left(\frac{x-\gamma}{\eta}\right)^{\beta-1} \quad (3.14)$$

Esta distribuição é do tipo paramétrica e por isso bastante ajustável às condições da vida real. Pode ser utilizada para descrever o comportamento do produto em qualquer fase da curva da taxa de falha. Para tanto, basta variar o parâmetro de forma ( $\beta$ ) da função de Weibull, para ajustar-se a dados de vida a um dos trechos da curva da taxa de falha (ver quadro 3.1).

Na confiabilidade, as distribuições mais usuais são a de Weibull e a lognormal. Segundo Condra (1993, p.201), a distribuição de Weibull pode ser utilizada para, entre outros, descrever as falhas obtidas em testes de fadiga. Já a distribuição lognormal pode ser utilizada para sistemas em que a falha, por exemplo, está relacionada com o envelhecimento do sistema.

**QUADRO 3.1 – Relação do parâmetro de forma ( $\beta$ ) com a curva da taxa de falha**

Trecho da curva da banheira representado pela distribuição de Weibull com o dado parâmetro de forma	Valores para o parâmetro de forma ( $\beta$ )
Curva de mortalidade infantil (taxa de falha decrescente)	$\beta < 1$
Curva de falhas aleatórias (taxa de falha constante)	$\beta = 1$
Curva de descarte (taxa de falha crescente)	$\beta > 1$

O parâmetro de localização ( $\gamma$ ) é utilizado apenas para transladar a distribuição de Weibull ao longo da escala de tempo. Se a distribuição iniciar para o instante de tempo  $t = 0$ , então  $\gamma = 0$ . Este tipo particular de distribuição de Weibull denomina-se Weibull com dois parâmetros. No caso em que o parâmetro de forma ( $\beta$ ) é unitário, tem-se que a taxa de falha é constante e, segundo a equação 3.14, igual a:

$$\lambda = \frac{1}{\eta} \quad (3.15)$$

onde  $\eta$  é o parâmetro de escala da distribuição de Weibull.

A distribuição de Weibull, quando o parâmetro de forma ( $\beta$ ) é unitário, resulta na **distribuição exponencial**, cuja função densidade de probabilidade é dada por:

$$f(x) = \lambda \cdot e^{-\lambda x} \quad (3.16)$$

Portanto, a função de probabilidade acumulada ser escrita como:

$$F(x) = 1 - e^{-\lambda x} \quad (3.17)$$

Assim, a confiabilidade resulta em:

$$R(x) = e^{-\lambda x} \quad (3.18)$$

A taxa de falha é dada pela equação 3.15. Seu inverso, porém, define o tempo médio entre falhas (MTBF), assim:

$$MTBF = \frac{1}{\lambda} = \eta \quad (3.19)$$

Uma taxa de falha constante implica que um item, no instante anterior a falha, estava tão bem quanto no instante em que foi colocado em serviço (componentes elétricos apresentam bem esta característica). Os agentes de projeto podem utilizar a distribuição exponencial para, empiricamente, representar a confiabilidade de um sistema que sofre uma série de influências de vários mecanismos de falha.

### 3.4 Classificação das atividades da garantia da confiabilidade

Considerar a confiabilidade como qualidade temporal significa ter de tomar um conjunto de ações e decisões que venham garantir a satisfação das necessidades do cliente no futuro.

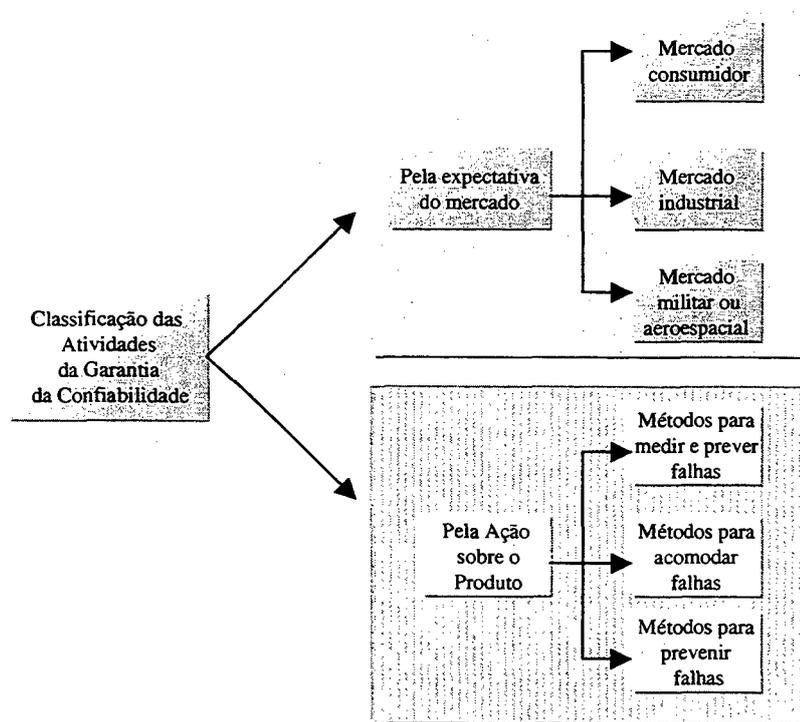
Como Condra (1993, p.12) afirma “nós devemos ser capazes de prever e, em algum grau, controlar o futuro”. Essas atividades, para estarem em sintonia com as tendências tecnológicas, devem fazer parte de um contexto de engenharia simultânea (integrada) e considerar a otimização dos custos para o cliente ao longo do ciclo de vida do produto. A proposição do autor está sintetizada na figura 3-1, onde se percebe que as atividades que garantem a confiabilidade dos produtos podem ser classificadas em relação: (1) à expectativa do mercado, ou (2) à ação sobre o produto.

Conforme a figura 3.1, as atividades de garantia da confiabilidade, classificadas de acordo com a expectativa do mercado, podem ser divididas em: (1) mercado consumidor; (2) mercado industrial; (3) mercado militar ou aeroespacial.

No enfoque de **mercado consumidor**, o cliente direto é a população, e os fabricantes assumem que confiabilidade é igual à qualidade. As falhas que ocorrem em campo representam um baixo custo à empresa (pois muitas unidades são vendidas e os poucos clientes afetados por uma falha farão pouca diferença em termos de custo, caso optarem por não mais comprarem os produtos deste fabricante). O retorno da informação (dos poucos clientes, que indignados reclamam do defeito) decorrente do período de garantia (se existir) pode ser utilizado para melhorar a confiabilidade dos produtos. Um bom exemplo de indústrias deste mercado são as que produzem equipamentos eletrônicos como televisores, aparelhos de som, lâmpadas, etc., pois uma falha em um destes equipamentos oferece pouco prejuízo para o fabricante (se comparado com a queda de um avião comercial, por exemplo).

Quando se trata do **mercado industrial**, as indústrias, em geral, são fornecedoras de componentes para outras indústrias. Um bom exemplo deste segmento de mercado são as indústrias de compressores herméticos, cujos clientes são as indústrias de geladeiras e refrigeradores. Outros exemplos são as indústrias do setor automotivo (autopeças e montadoras). As empresas que compõem este ramo devem seguir normas e padrões de instituições nacionais e/ou internacionais, onde a confiabilidade de um produto é demonstrada através de uma série de testes que qualificam, ou não, um lote dos produtos como confiáveis ou não (inspeções no sistema de produção e de projeto). No Brasil, a Associação Brasileira de Normas Técnicas tem editado normas, abordando aspectos relativos à confiabilidade (ex.: NBR5462, NBR13533). Neste mercado, o custo da falha é mais elevado do que no mercado consumidor, mas, em geral, a confiabilidade é definida em contratos, e as falhas que estiverem previstas em contrato são aceitas. Como há uma economia de escala envolvida, é natural esperar que um novo produto (o

projeto de um novo compressor hermético, por exemplo) possua uma confiabilidade um pouco abaixo da projetada, mas há tempo hábil para implementar melhorias ao longo do tempo.



**FIGURA 3.1** - Classificação das atividades de garantia da confiabilidade (Sintetizado de Condra (1993))

Já no **mercado militar ou aeroespacial**, neste caso caracterizado por exigências específicas, em que se incluem os mercados aeroespacial comercial e nuclear, os clientes são poucos e as normas e padrões são muito restritivos (como as Military Standards – MIL-STD). A confiabilidade é definida através dessas normas, e auditorias pelo cliente são comuns durante todo o ciclo de desenvolvimento do produto. Uma falha neste mercado custará muito caro à empresa, podendo resultar em responsabilidades legais e uma imagem negativa no mercado. Como a produção é específica, as chances de implementar melhorias na confiabilidade ao longo do tempo são dependentes do serviço de apoio ao cliente. Assim, o esforço de garantir a confiabilidade deve ser obtido e incorporado durante o desenvolvimento do projeto e manufatura do produto. O rigor dado à análise das falhas e ao rigoroso registro de todas as informações pertinentes têm contribuído para aumentar a confiabilidade das indústrias aeroespaciais e nucleares.

As atividades classificadas, em relação à ação sobre o produto (ver figura 3.1), podem ser desdobradas em enfoques da confiabilidade, i.e., a forma com a qual os profissionais que atuam no processo de projeto percebem a confiabilidade, definindo as ferramentas usualmente utilizadas. Na figura 3.1, esta classe de atividades da garantia da confiabilidade está em destaque, pois este trabalho pretende dissertar sobre confiabilidade de acordo com esta classificação.

As atividades de garantia da confiabilidade classificadas, em relação à ação sobre o produto, podem ser definidas como: (1) métodos para medir e prever falhas; (2) métodos para acomodar falhas; (3) métodos para prevenir falhas. Estes conjuntos de atividades representam filosofias distintas de lidar com a falha e definem o que se denomina **enfoque da confiabilidade**.

Os **métodos para medir e prever falhas dedicam-se** a estimar as falhas no tempo através de equações matemáticas. Estes métodos formam um dos enfoques da confiabilidade, denominado de confiabilidade a partir da existência de dados estatísticos, isto é, a partir de um histórico do parâmetro da confiabilidade em estudo. A medição da confiabilidade é, usualmente, obtida por especialistas em estatística, o que procura correlacionar as modificações estruturais no projeto e seus impactos na confiabilidade final. Segundo Condra (1993, p.14), as distribuições estatísticas que determinam as taxas de falha são obtidas das falhas reais registradas em campo, cuja dificuldade de tabulação é justificada por que: “(1) existem muitos usuários distintos e a habilidade e desejo de coletar e registrar, adequadamente, os dados das falhas varia consideravelmente; (2) as condições de operação variam muito de uma aplicação para a outra; (3) a qualidade da manutenção utilizada varia muito; (4) é difícil determinar se o item falhou realmente ou se a falha foi provocada por fatores externos; (5) a definição da falha pode ser difícil, levando a substituição de itens que não tenham realmente falhado; (6) usualmente não há tempo, nem verbas suficientes para classificar e analisar as falhas.” Desde a Segunda Guerra Mundial, as indústrias militares, aeroespaciais e eletrônicas têm utilizado a confiabilidade probabilística para desenvolver produtos cada vez mais confiáveis. O foco das atividades da confiabilidade probabilística é, portanto, aplicada em componentes (um compressor hermético; uma bateria; os pneus de um carro; a turbina de um avião, entre outros). As distribuições mais utilizadas para calcular a confiabilidade foram abordadas na seção 3.3.

Um passo natural na evolução dos métodos, para garantir a confiabilidade, é o denominado de **método para acomodar falhas**, o qual representa um enfoque intermediário entre os métodos para medir e prever falhas e os métodos para prevenir as falhas. Para Condra (1993, p.14) “medir e prever as falhas nada faz para reduzi-las”. Torna-se necessário o desenvolvimento de algumas técnicas que permitam melhorar a confiabilidade através do

conhecimento prévio da estimativa da taxa de falha dos elementos do sistema a ser projetado. Algumas das ferramentas mais utilizadas nestes métodos são: (1) redundância; (2) FMEA (Failure Mode Effects Analysis) ou FMECA (Failure Mode Effects and Criticality Analysis); (3) FTA (Fault Tree Analysis); (4) período de garantia; (5) alocação das falhas. Alguns destes métodos, embora não sejam o foco deste trabalho, serão brevemente comentados na seção 3.7. As atividades que garantem a confiabilidade através da acomodação das falhas exigem um pouco mais de conhecimento do produto do qual se pretende melhorar a confiabilidade, pois é necessário conhecer os sistemas existentes no produto e como desempenham as suas funções. Estes profissionais estão, portanto, mais próximos do desenvolvimento do produto.

Os **métodos para prevenir as falhas** são um conjunto de técnicas e ferramentas preocupadas em identificar as falhas que ocorrerão na operação de um equipamento para então modificar alguns parâmetros de projeto de forma a eliminá-las ou reduzir o efeito dos mecanismos de falhas sobre o desempenho do produto. Segundo Condra (1993, p.15), “o caminho mais desejável de lidar com falhas é projetar e construir produtos que não falham”. Os métodos que previnem as falhas formam o conjunto de atividades denominadas de confiabilidade a partir da não-existência de dados estatísticos, isto é, quando não há um histórico do parâmetro da confiabilidade em estudo. Estes métodos exigem um profundo conhecimento de todos os elementos, sistemas e a capacidade de compreender como o ambiente de operação afeta o desempenho do produto, de forma a determinar os possíveis modos e mecanismos de falha. Este tipo de análise é também denominado de “física da falha”. Os métodos para prevenir as falhas, portanto, desenvolvem-se no nível estrutural do desenvolvimento de produtos. Geralmente um programa de testes é desenvolvido e a análise das falhas pode ser obtida da correta análise estatística dos ensaios planejados. Desta forma, pode-se agregar melhorias na confiabilidade do produto ainda durante as primeiras fases do desenvolvimento do produto. Durante o projeto informacional, podem ser definidos os tipos de mecanismos de falhas mais importantes na opinião do cliente, fornecendo uma diretriz no planejamento dos futuros experimentos. Na fase do projeto conceitual, pode-se conceber princípios de solução que considerem o ambiente de operação ou que permitam condições favoráveis para minimizar o impacto dos modos de falha relevantes. Durante o projeto preliminar, as variações entre os níveis dos parâmetros podem ser ensaiadas física ou computacionalmente. Se o mecanismo de falha possui um modelo matemático conhecido, pode-se implementar melhorias no projeto. O DoE, como se demonstrou no exemplo da análise de elementos finitos (figura 2.3), demonstra-se igualmente hábil para auxiliar a determinar a melhor combinação dos parâmetros de projeto. O delineamento

experimental escolhido possui apenas oito combinações dos tratamentos. Os agentes de projeto decidiram avaliar cada combinação através da coleta dos dez pontos com os maiores valores algébricos. A tabela 3.1 apresenta os resultados da análise de elementos finitos para a combinação dos tratamentos apresentados na figura 3.2.

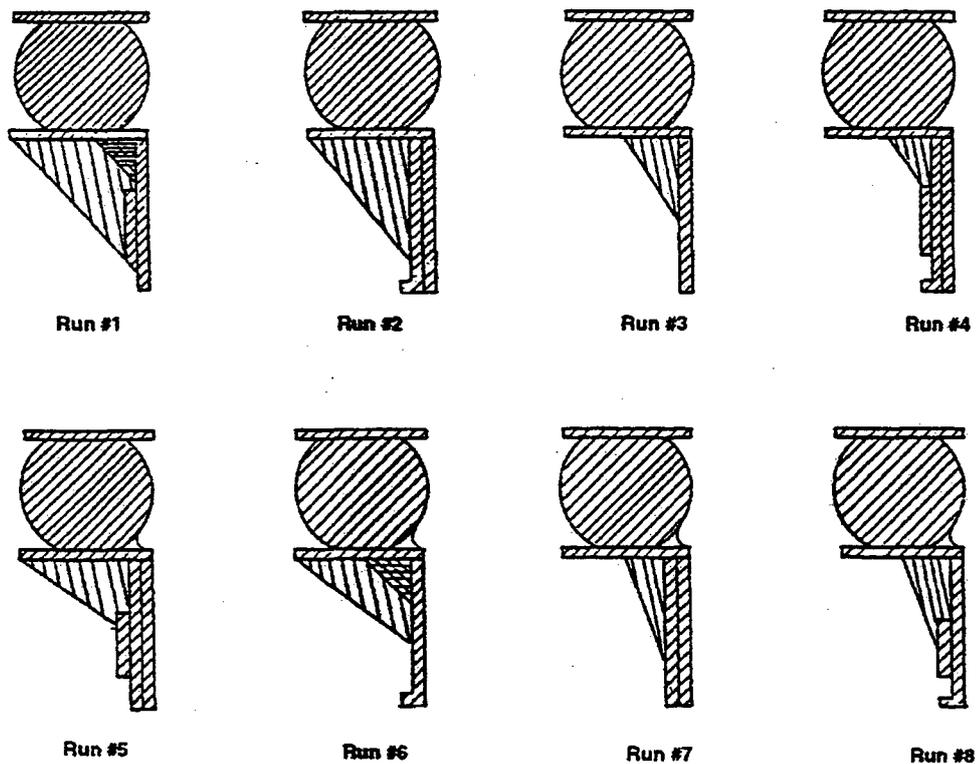
**TABELA 3.1 – Resultado da FEA para a guia de combustível**  
(Adaptado de Condra (1993))

<i>Runs</i>	Repl. 1	Repl. 2	Repl. 3	Repl. 4	Repl. 5	Repl. 6	Repl. 7	Repl. 8	Repl. 9	Repl. 10
1	89	89	87	84	83	81	77	77	76	76
2	72	71	70	68	67	62	61	61	60	60
3	334	312	310	268	259	256	244	238	231	224
4	129	128	125	120	120	118	118	116	113	113
5	117	117	115	112	111	106	104	104	103	100
6	153	149	142	139	139	135	134	124	122	123
7	122	113	112	112	111	110	104	101	100	99
8	170	152	143	133	131	123	119	118	115	109

Finalmente, na fase de projeto detalhado, pode-se ensaiar protótipos e, através de ensaios de vida ou de degradação, determinar se a confiabilidade projetada atingiu a meta de projeto. As atividades da garantia da confiabilidade em relação à ação sobre o produto é desdobrada na figura 3.3, onde se ilustra a relação das ferramentas e técnicas necessárias para cada um dos enfoques da confiabilidade.

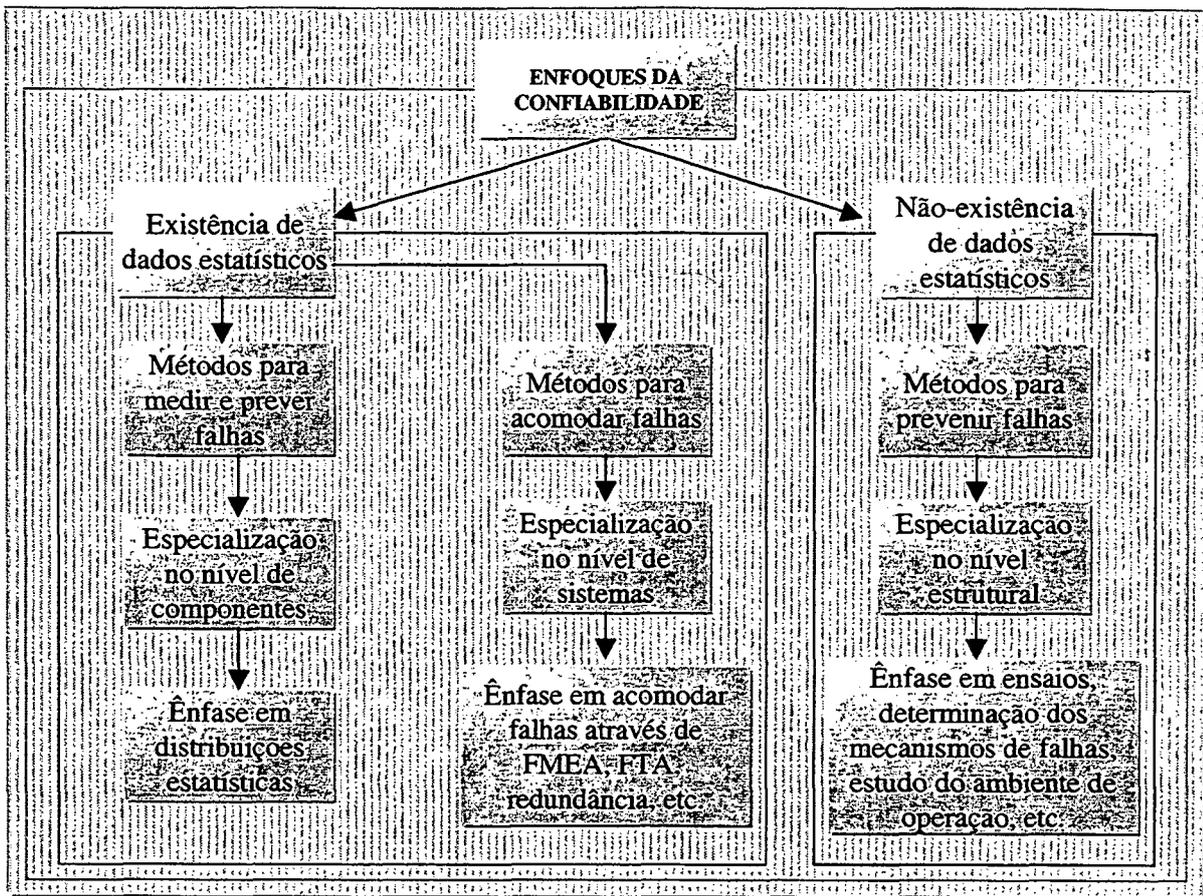
Assim, o **enfoque da confiabilidade diante da existência de dados estatísticos**, segundo Condra (1993, p.132)<sup>16</sup>, preocupa-se com as taxas de falha globais independentemente dos mecanismos de falhas envolvidos ou das causas que levaram o produto à falha. A finalidade principal das atividades de projeto é definir o produto para exercer sua função dentro da estimativa das taxas de falhas do sistema de modo a permitir o planejamento das atividades de manutenção, calcular os custos de manutenção, planejar a logística das peças de reposição, etc. Os agentes de projeto buscam implementar melhorias na confiabilidade do sistema através de técnicas de acomodação de falhas (redundância, manutenção, FMEA, etc.). Os agentes de projeto aplicam estas técnicas, utilizando distribuições estatísticas que representam a taxa de falha, porém esta pode ser uma combinação de várias causas e/ ou mecanismos de falhas, o que dificulta o trabalho destes profissionais.

<sup>16</sup> Condra define estes dois enfoques como “*probabilistic reliability*” e “*deterministic reliability*”. Por razões etimológicas, destacamos estes enfoques em função da existência ou não de dados estatísticos (histórico).



**FIGURA 3.2** – Combinação dos tratamentos para o experimento da guia de combustível  
(Fonte: Condra (1993))

Já o **enfoque da confiabilidade diante da não-existência de dados estatísticos** implica projetar um produto inferindo sobre os mecanismos de falhas individuais e suas distribuições no tempo através de ensaios e simulações que indiquem as causas das falhas no nível de componentes. A aplicação do DoE auxilia na organização da informação e na identificação dos parâmetros de projeto que possuem influência sobre o mecanismo de falha. Os agentes de projeto que aplicam técnicas com este enfoque buscam implementar melhorias na confiabilidade dos componentes de um produto, através da compreensão das causas da falha em nível estrutural. Desta forma, torna-se possível, após análise, determinar meios para minimizar ou até mesmo eliminar as causas da falha. Novamente, o DoE pode ser utilizado para auxiliar no desenvolvimento de modelos empíricos para o mecanismo de falha, ou para contribuir para os esforços de minimização da sensibilidade das causas da falha. É comum, aos agentes de projeto envolvidos com o este enfoque, aplicar distribuições únicas para cada caso de mecanismo de falha, permitindo que um experimento bem planejado possa inferir a influência das variáveis de projeto e as restrições ambientais na confiabilidade do sistema.



**FIGURA 3.3 – Enfoques da confiabilidade**  
(Sintetizado de Condra (1997))

### 3.5 Confiabilidade a partir da existência de dados estatísticos

Segundo Condra (1993, p.179), “os métodos iniciais de confiabilidade eram prioritariamente probabilísticos. Taxas de falhas empíricas para componentes eram calculadas com base nas informações obtidas das falhas em campo, e essas taxas eram utilizadas para prever a confiabilidade de componentes similares para aplicações futuras”.

As indústrias que costumam utilizar-se do enfoque probabilístico da confiabilidade são as de aviação (militar e aeronáutica), comunicações, automobilísticas e de componentes eletrônicos.

Alguns métodos de confiabilidade a partir da existência de dados estatísticos adotam a distribuição exponencial como representativa da população de falha, relativos ao período de vida

útil de um produto na segunda parte da curva da taxa de falha. Estes métodos consideram uma taxa de falha básica ( $\lambda_b$ ) que pode admitir variações de acordo com fatores de solicitações ambientais e de condições de operação. No quadro 3.2, são apresentados os métodos 1 a 6, todos são utilizados amplamente pelas companhias citadas, exceto a automobilística, que utiliza o método 7<sup>17</sup>. Detalhes para conhecer os fatores “ $\pi$ ” podem ser encontrados em Condra (1993).

**QUADRO 3.2** – Equações para calcular taxas de falha de acordo com sete métodos diferentes, baseados na existência de dados estatísticos.

(Adaptado de Condra (1993, p.182))

Método	Fonte/ Origem	Modelo de Taxa de Falha
1	MIL-HDBK-217	$\lambda = (C_1\pi_T + C_2\pi_E)\pi_Q\pi_L$
2	Bellcore	$\lambda = \lambda_B\pi_Q\pi_V\pi_T$
3	Brithish Telecom	$\lambda = \lambda_B\pi_T\pi_Q\pi_E$
4	NTT	$\lambda = \lambda_B\pi_Q(\pi_E + \pi_T\pi_V)$
5	CNET	$\lambda = (C_1\pi_T\pi_\tau\pi_V + C_2\pi_E\pi_\beta\pi_\sigma)\pi_Q\pi_L$
6	Siemens	$\lambda = \lambda_B\pi_V\pi_T$
7	SAE 870050	$\lambda = \lambda_B\pi_\tau\pi_Q\pi_T C_2$

Depois de calculada a taxa de falha, basta obter seu inverso para se obter o MTBF. Se este parâmetro não atingir as metas de acordo com os requisitos de projeto (que representam a necessidade e o desejo do cliente), Condra (1993, p.186) lembra que, como o projetista está limitado a variação dos parâmetros do seu modelo de taxa de falha, somente algumas poucas ações são possíveis, entre elas: (1) utilizar um número menor de componentes; (2) operar a temperaturas menores; (3) utilizar componentes com tecnologia mais antiga; (4) utilizar componentes com um nível mais elevado de seleção; (5) operar com tensões menores. Porém,

<sup>17</sup> J.B. Bowles, “A survey of reliability-prediction procedures for microelectronic devices”, IEEE Transactions on Reliability, vol. 41, n.1, 1992.

embora empíricos e diversificados, as empresas que aplicam modelos adequados para sua necessidade atingem resultados relativamente exatos.

### 3.6 Confiabilidade a partir da não-existência de dados estatísticos

Pode-se dissertar sobre o enfoque da confiabilidade a partir da não-existência de dados estatísticos, é mais uma abordagem gerencial do que um conjunto de métodos. É a gerência de um programa de engenharia que deve comprometer-se em garantir a confiabilidade através da compreensão do produto, do seu processo de projeto e fabricação e domínio sobre as condições de uso e o ambiente de operação. A abordagem gerencial para exercer atividades focadas pela confiabilidade, com este enfoque, envolve o domínio dos oito passos descritos na seção 2.9 sobre os quais disserta-se nos parágrafos seguintes.

Primeiro, deve-se **definir requisitos realísticos para o sistema**, num processo que varia de acordo com o mercado (ver seção 3.2) alvo do produto a ser projetado, pois cada mercado fornecerá graus diferenciados de requisitos da confiabilidade (de pouco detalhado no mercado consumidor a muito detalhado no mercado militar ou aeronáutico). Torna-se necessário definir todos os requisitos que influenciam na confiabilidade final do produto (por ex., as saídas funcionais desejadas e conjunto de condições ambientais para as quais o produto não deve falhar). Experimentos projetados para avaliar as condições de sistemas similares ou de projetos anteriores podem oferecer oportunidades para avaliar e quantificar melhor quais os fatores mais relevantes para o novo sistema e dimensionar o intervalo de variação destes fatores de forma a estabelecer requisitos realísticos e que agreguem valor ao projeto do novo sistema.

Definidos os requisitos do sistema, deve-se **definir o ambiente de operação**, constituído não somente das condições ambientais, mas também condições de estocagem, e as condições geradas pelo carregamento elétrico ou mecânico do produto. Alguns exemplos podem ser citados: tensões mecânicas; tensão elétrica operacional, temperatura, umidade, choques térmicos, salinidade, variações no campo magnético, etc. A aplicação de DoE, para auxiliar na compreensão de eventos que são aparentemente aleatórios e que levam um produto a falha devido a uma sobrecarga, tem auxiliado a tornar os produtos mais robustos a variações destas condições que definem o ambiente de operação.

O conhecimento específico dos agentes de projeto sobre o efeito das condições de uso e do ambiente de operação permite **identificar a localização da falha (*failure sites*) e os**

**mecanismos de falha potenciais.** Um mecanismo de falha pode ser definido como “uma mudança estrutural no material de um produto, a qual leva a falha” (Condra, 1993, p.198). A propagação de falhas e a remoção dos átomos de uma superfície devido a fricção ou ao desgaste são alguns exemplos de processos físicos envolvidos nos mecanismos de falhas. Dasgupta e Pecht<sup>18</sup>, citados por Condra (1993), indicam quatro modelos conceituais para falha, a saber: (1) resistência-tensão; (2) resistência ao dano; (3) resposta a um desafio; (4) requisito de tolerância.

Para o caso (1), a falha somente ocorre quando uma dada tensão de origem operacional ou ambiental torna-se superior à resistência do material. Esta situação é, portanto, modelada de acordo com a distribuição exponencial, visto que esta taxa de falha tende a ser constante, pois até que ocorra o sobrecarga, o sistema estava tão bom quanto quando era novo. Já no caso (2), uma falha ocorre após o acúmulo de dano durante o uso que pode provocar uma falha catastrófica<sup>19</sup>. A fadiga nos materiais e os mecanismos de corrosão são alguns exemplos deste tipo de falha.

O campo de estudo denominado **confiabilidade estrutural**, lida com os modelos conceituais de falha dos tipos (1), (2), sendo importante ressaltar o esforço de vários profissionais de engenharia para, através do método de elementos finitos e de análise estocástica dos elementos de projeto, vem contribuindo para tornar o enfoque da confiabilidade a partir da não-existência de dados estatísticos ainda mais próximo dos agentes de projeto. Os trabalhos de Rosa (1976), Kapur e Lamberson (1977) são exemplos de como a modelagem das funções aleatória que descrevem as funções de resistência e de tensão auxilia a incorporar modificações no produto de modo a implementar melhorias na confiabilidade. Trabalhos mais recentes, como o de Silva (1998), denotam a importância de métodos que facilitem o cálculo da confiabilidade, levando em consideração os critérios de falha como função do comportamento estrutural.

O caso (3) ocorre quando o defeito já existe, mas a situação que utilizará a função do sistema que apresenta o defeito só será utilizada em um instante de tempo posterior ao surgimento do defeito. Somente quando o sistema entrar em operação na condição mais crítica é que se apresentará a falha do sistema. Exemplos deste tipo de falha são os defeitos de programas de computador.

No modelo conceitual de falha para o caso (4), o sistema opera dentro das condições de projeto estabelecidas, porém com uma performance inferior a original, por exemplo, um motor de um automóvel, que opera dentro dos limites especificados pelo fabricante, mas que apresenta

---

<sup>18</sup> A. Dasgupta, M. Pecht, “Material Failure Mechanisms and Damage Models”, IEEE Transactions on Reliability, vol. 40, n.5, 1991, p. 531-536.

<sup>19</sup> Segundo a NBR 5462, a falha catastrófica é uma “falha repentina que resulta na incapacidade completa de um item desempenhar todas as funções requeridas”.

um consumo de combustível superior ao desempenho apresentado no início da vida deste automóvel.

Para **projetar produtos confiáveis, dentro da capacidade dos processos e materiais utilizados**, deve-se compreender a variabilidade inerente a um processo e projetar um produto de forma que suas tolerâncias sejam adequadas ao processo de fabricação e que suas características funcionais sejam robustas à variabilidade dos processos de fabricação. Para esses casos, o DoE é uma ferramenta apropriada. Pode ser utilizada também a filosofia do Prof. Taguchi da função perda e do projeto de tolerâncias, que em muito podem contribuir para implementar melhorias na confiabilidade dos produtos industriais.

Segundo Condra (1993, p.200), alguns fabricantes estabelecem, como requisito para **qualificação dos processos de fabricação e montagem**, que a confiabilidade e a qualidade destes processos sejam verificados através de experimentos estatisticamente projetados.

Outra necessidade deste enfoque da confiabilidade é o **controle dos processos de fabricação e montagem**. Embora as ferramentas de controle estatístico do processo auxiliem a manter o processo dentro dos limites especificados, apresentam uma forma passiva de incluir melhorias nestes processos.

Finalmente, a **gestão do ciclo de utilização do produto** é a mais difícil das atividades, de acordo com este enfoque, pois este deve ser obtido com base em dados confiáveis. Assim, algumas informações sobre o ciclo de utilização podem ser obtidas a partir de ensaios de vida, avaliação da confiabilidade projetada (por ex. através de ensaios do tipo “*step stress testing*”) e ensaios do tipo ESS (“*Environmental Stress Screening*”). O cliente também representa uma excelente fonte de informação. Porém, para que esta informação seja representativa, muito esforço por parte do fabricante é necessário. Afinal, sem motivação, qual cliente estará disposto a ficar preenchendo formulários que aparentemente “nunca servirão para nada e ficará arquivado em algum lugar para nunca serem utilizados”? Somente o fabricante pode esclarecer a utilidade da informação e como estes dados, se informados corretamente, poderão auxiliar a melhorar os produtos do fabricante para melhor atender aos clientes. Os períodos de garantia oferecem uma boa chance de coletar informações do campo, visto que os clientes se motivam pela troca do “aparelho defeituoso”.

Para Condra (1993, p.206), “a mais importante tarefa da confiabilidade (...)” a partir da não-existência de dados estatísticos “(...) é coletar e analisar dados confiáveis. Esta não é uma tarefa fácil, desde que por definição os dados da confiabilidade devem ser coletados durante um longo intervalo de tempo. Tais dados podem ser coletados por experimentos de campo ou através

de testes acelerados de confiabilidade.” Percebe-se, portanto, que, durante as fases do processo de projeto, a confiabilidade depende, em parte, da aplicação de ensaios acelerados. O projeto de experimentos é uma alternativa viável para coletar e analisar tais dados, permitindo agregar o conhecimento dos efeitos dos fatores e possíveis interações entre eles, aos ensaios de confiabilidade. É necessário lembrar que a coleta de dados para confiabilidade deve seguir normas como a NBR13533, ou equivalente, para garantir a validade dos dados coletados.

A confiabilidade a partir da não-existência de dados estatísticos têm sua aplicação centrada nos itens específicos, e para um dado modo de falha, mesmo que façam partes de sistemas mais complexos. Nestes casos, a opção por métodos de estudo e de análise dos modos de falha tornam-se fundamentais para a determinação das taxas de falha. Para os sistemas complexos, devido à presença de vários itens, a confiabilidade a partir da existência de dados estatísticos torna-se mais apropriada. Mesmo porque a curva da taxa de falha do sistema é, na verdade, uma curva que resulta das curvas de taxa de falha de cada um dos itens que constituem o sistema. Assim, a confiabilidade a partir da não-existência de dados estatísticos, possui aplicação, principalmente, nas fases de juventude e vida útil da curva da taxa de falha.

### 3.7 Algumas técnicas de análise para determinar a confiabilidade

Existem muitos outros métodos que podem medir e melhorar a confiabilidade dos sistemas cabe aos agentes de projeto selecionar quantos métodos serão necessários para garantir a confiabilidade necessária ao cliente. Nesta seção, serão apresentados três grupos de métodos da engenharia de confiabilidade, a saber: (1) confiabilidade de sistemas; (2) métodos baseados em ensaios; (3) métodos baseados na qualidade.

Os **métodos de confiabilidade de sistemas**, de acordo com a classificação apresentada na seção 3.2, fazem parte dos métodos para acomodar falhas. Estes métodos possuem o objetivo de projetar um sistema de tal modo que, mesmo se alguns de seus componentes venham a falhar, o sistema poderá operar com sucesso. Embora existam muitos métodos para acomodar falhas, citaremos brevemente apenas alguns deles, a saber: (1) redundância; (2) FMEA; (3) FTA;

O método da **redundância** é um dos mais difundidos entre os profissionais de engenharia da confiabilidade. Este método exige que o profissional desenvolva a habilidade de “traduzir” o sistema em uma seqüência de blocos (que representam componentes do sistema). Estes diagramas de blocos, segundo Dias (1996, p.69), “(...) são de forma a representar os itens

necessários para desempenhar uma função específica. Do ponto de vista da confiabilidade, o arranjo, na maioria dos casos, é função da seqüência mais provável de decisões que devem ser tomadas pelo próprio sistema para executar uma ação. Pode ser classificada do tipo série, tipo paralelo com redundância ativa, paralelo com redundância passiva (*standby*), compostos e complexos”.

Métodos como o **FMEA** e o **FTA** buscam analisar a confiabilidade a partir da compreensão de como o sistema é afetado pelos eventos que levam a falha e os modos de falha que podem levar o sistema a falhar. Segundo Freitas e Colosimo (1997, p.32), “o objetivo de uma **FMEA** é identificar todos os modos de falha em potencial dentro de um projeto (de produto ou de processo), todas as probabilidades de falhas catastróficas e críticas, de tal maneira que elas possam ser eliminadas ou minimizadas através da correção do projeto, o mais cedo possível.” Ao relacionar os modos de falha com seus efeitos, os agentes de projeto buscam minimizar a ocorrência das falhas ao identificar os componentes críticos para a ocorrência de uma falha. No entanto, embora indique como melhorar a confiabilidade de um produto, através da eliminação de uma falha potencial, o FMEA não fornece elementos para quantificar a confiabilidade de um produto. Quando o sistema já estiver mais bem definido, podem ser conduzidos ensaios acelerados para inferir sobre os modos de falha propostos no FMEA e verificar se as taxas de falha estimadas estão de acordo com as taxas de falha, demonstradas nos ensaios. O índice de risco, o qual determina qual o modo e efeito da falha é o mais crítico no sistema, é composto pela multiplicação de outros três índices: o índice de ocorrência (O), o índice de gravidade (G) e o índice de detecção (D). Maiores detalhes sobre os índices O, G e D podem ser encontrados em Freitas e Colosimo (1997) e Sakurada (2001).

O **método da FTA** permite uma análise objetiva dos chamados eventos de topo, os quais são constituídos pelos efeitos provocados por um conjunto de condições que podem levar à falha do sistema. Por exemplo, o evento de topo “falha dos freios” de um automóvel pode ser desencadeado por uma combinação de eventos primários, que provocasse um vazamento de fluido de freio (o que desencadearia o evento de topo). Uma vez definida a árvore de falha para um dado evento de topo, pode-se estimar a probabilidade da ocorrência deste evento. Um exemplo de FTA pode ser encontrado em Sakurada (2001).

Nos **métodos baseados em ensaios**, o produto é sujeito a um plano formal de testes que partem da hipótese que se um conjunto de testes padronizados for aplicado durante um dado intervalo de tempo (algo entre 100h a 1000h) e se as causas das falhas apresentadas forem tratadas apropriadamente, então a confiabilidade do produto aumentará. Estes métodos possuem

algumas desvantagens: (1) os dados não são apropriados para prever a confiabilidade de um dado componente para uma dada aplicação, pois os testes não focam aplicações específicas de uso; (2) dado que as taxas de falha diminuem, torna-se necessário um número cada vez maior de itens na amostra e também um acréscimo no tempo de ensaio. Segundo Condra (1993, p.217), por estes dois motivos, os métodos baseados em ensaios estão cedendo seu espaço entre os profissionais de engenharia para os métodos baseados na qualidade.

Os **métodos baseados na qualidade**, segundo Condra (1993, p.217), assumem duas premissas: (1) que o produto que possuir a maior qualidade ao sair da linha de produção será também um produto confiável; (2) a forma mais eficiente de garantir esta qualidade é através da monitoração e controle dos parâmetros chaves dos processos de fabricação e montagem. Para este método, o verdadeiro inimigo da confiabilidade é a variabilidade do processo. Se a variabilidade do processo afetar os ajustes de um sistema mecânico, logo estes componentes irão falhar antes do previsto devido às tensões desnecessárias entre os componentes de um mesmo sistema. Entre as ferramentas utilizadas, podemos citar o controle estatístico do processo e o projeto de experimentos.

### **3.8 Implementando melhorias na confiabilidade dos produtos através da aplicação de DoE.**

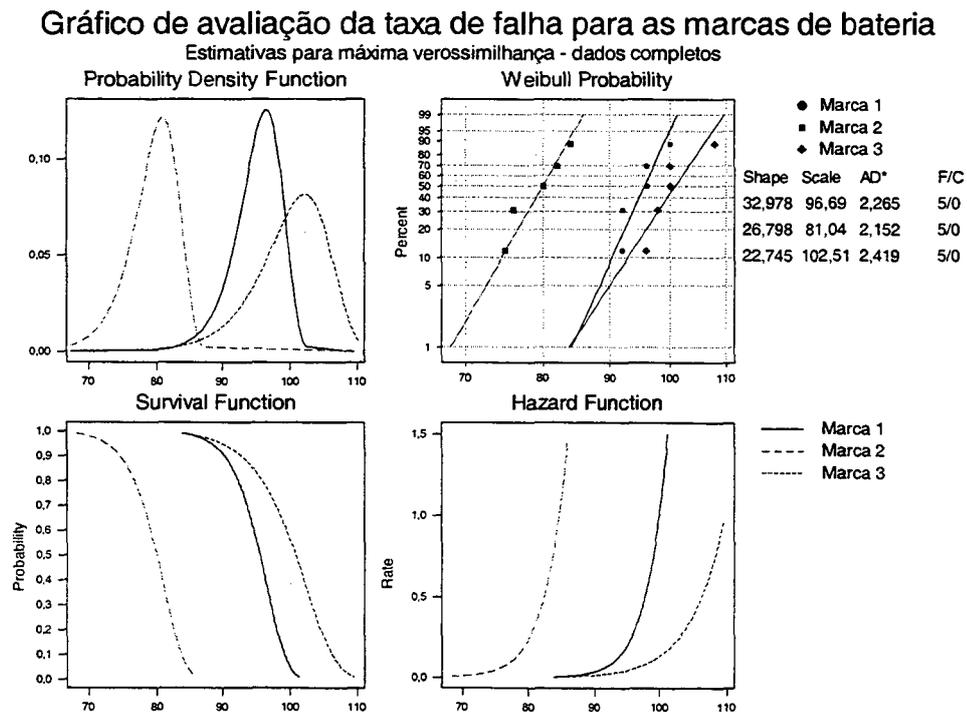
Nesta dissertação, o objeto de estudo de melhoria da confiabilidade é restrito a demonstrar como o DoE pode ser utilizado para implementá-las. Os envolvidos na tarefa de melhoria da confiabilidade através da ação sobre o produto, podem projetar um experimento de modo a permitir uma análise dos parâmetros que influenciam na confiabilidade do sistema em desenvolvimento. Uma vez que os agentes de projeto dispõem do relatório do experimento, análises sobre os parâmetros da distribuição estatística utilizada podem ser realizadas. Por exemplo, para o experimento da bateria apresentado na tabela 2.7, segundo a figura 3.4, a marca de bateria 1, embora apresenta uma curva de confiabilidade (também denominada curva de sobrevivência (“survival function”)) e uma função taxa de falha (“hazard function”) com características inferiores a da marca 3, sua função densidade de probabilidade possui um parâmetro de forma maior. Isto implica em maior homogeneidade nas respostas e como o MTTF entre as duas marcas não é estatisticamente significativa, pode ser mais interessante optar pela marca 1.

Uma vez que os parâmetros da distribuição estatística adotada forem determinados e a aderência dos pontos justificarem o modelo estatístico adotado (função densidade de probabilidade), então os pesquisadores obtêm informações para modelar as equações de confiabilidade. Os parâmetros de forma e escala para a função de Weibull obtidos a partir do software MINITAB estão identificados na tabela 3.2.

**TABELA 3.2 - Parâmetros de Weibull para o experimento da tabela 2.7**

Marca de Bateria	Parâmetro de Forma	Parâmetro de Escala
Marca 1	32,978	96,69
Marca 2	26,798	81,04
Marca 3	22,745	102,51

Ao modelar a confiabilidade para um dado sistema, a partir de um experimento, outras restrições de projeto como o custo entre as duas marcas de bateria, a disponibilidade no mercado (como peça de reposição), devem influenciar nas decisões dos agentes de projeto. Esta análise, entretanto, não faz parte do escopo desta dissertação.



**FIGURA 3.4 – Avaliação da taxa de falha**  
 (saída gráfica do software MINITAB)

Neste caso, a expressão para a confiabilidade da marca de bateria 3, pode ser representada conforme a equação 3.20, desenvolvida a partir da substituição dos parâmetros da tabela 3.2 (relativos à marca 3), na equação 3.13 (com  $\gamma = 0$ ):

$$R_{M3}(x) = e^{-\left(\frac{x}{102,51}\right)^{22,7445}} \quad (3.20)$$

As equações para as outras marcas de bateria podem ser facilmente obtidas e uma comparação entre elas revelará o que o gráfico da figura 3.4 já indica: que a marca de bateria três é a que parece ser a mais confiável das baterias. O mais interessante seria aproveitar o resultado de que as vidas médias das marcas de bateria 1 e 3 são estatisticamente iguais, e projetar um novo experimento. Este experimento deverá possuir um maior número de observações experimentais para cada marca de bateria. Isto faria com que a precisão do experimento aumentasse, assim como aumentariam as chances de determinar se a marca 1 é realmente igual a marca 3. Outra vantagem, é que o novo experimento poderia levar em consideração outros fatores mantidos como constantes no primeiro experimento, aproveitando para avaliar um novo grau de complexidade no experimento enquanto os agentes de projeto procuram determinar se há diferença ou não entre a vida destas duas marcas de bateria.

É desta forma que se pretende empregar o DoE para implementar melhorias na confiabilidade de produtos. Para facilitar a documentar, planejar e realizar experimentos de engenharia, será apresentada, no capítulo 5, uma sistemática que pretende auxiliar os agentes de projeto a utilizar o DoE.

### 3.9 Considerações finais

Foi considerado que a confiabilidade pode ser classificada e aplicada de formas distintas pelos participantes do processo de projeto. Os enfoques das atividades para garantir a confiabilidade podem depender tanto do tipo de mercado ao qual o produto pertencerá, até a forma sobre a qual os agentes de projeto concebem e desenvolvem o produto.

Embora as distribuições estatísticas sejam amplamente utilizadas para inferir sobre a confiabilidade dos produtos, demonstrou-se que sua abordagem pode ser realizada em função da existência ou não-existência de dados estatísticos.

A confiabilidade a partir da não-existência de dados estatísticos, que deve ser compreendida como uma abordagem gerencial, é a que possui as maiores possibilidades para envolver a ferramenta estatística projeto de experimentos, durante o processo de projeto, de modo a implementar melhorias na confiabilidade dos produtos.

O projeto de experimentos pode representar um papel importante no processo de desenvolvimento de produtos, mas, para que isto possa acontecer com eficácia, é necessário que seus usuários tenham conceitos claros sobre que tipo de requisitos um experimento exige e como desdobrar, um problema de confiabilidade, em parâmetros que possam ser testados e analisados. Outra oportunidade para o sucesso desta ferramenta entre os agentes de projeto passa pela utilização de uma sistematização que os oriente para, como usuários da ferramenta, possam obter um desempenho máximo na análise de experimentos de engenharia.

O DoE pode auxiliar a otimizar as variáveis de projeto de modo a permitir uma melhoria em parâmetros que influenciem direta ou indiretamente a confiabilidade final dos produtos.

Quando o resultado de um experimento pode ser traduzido como a melhor combinação entre os níveis dos fatores mais importantes para um dado processo, então, os agentes de projeto possuem uma diretriz que indica onde está o potencial para melhoria.

Quando se projeta um experimento para inferir sobre parâmetros da confiabilidade, muitas vezes pode ser necessário censurar o experimento. Se houver censura do experimento, a análise de variância deve ser substituída pelo método da máxima verossimilhança como ferramenta para testar a hipótese de homogeneidade das médias.

Uma vez determinada a melhor combinação dos tratamentos que implementa a melhoria na confiabilidade, os agentes de projeto, baseados no relatório do experimento podem somar seu conhecimento técnico para determinar a configuração final das variáveis de projeto em estudo.

O projeto de experimentos serve como uma ferramenta que organiza com eficácia os dados de um ensaio de engenharia e fornece diretrizes que indicam o caminho para a melhoria. O conhecimento técnico não é substituído e sim complementado pelo DoE. Desta forma, apresenta-se como uma ferramenta que auxilia na aquisição e conhecimento do sistema em estudo.

## CAPÍTULO 4 - METODOLOGIA DE PROJETO

### 4.1 Introdução à metodologia de projeto

Todo processo de desenvolvimento dos produtos industriais depende de metodologias que organiza, prioriza e sistematiza as atividades e ações necessárias para garantir o desenvolvimento de um produto competitivo. Com frequência, essa metodologia busca otimizar a qualidade, os custos e o ciclo de desenvolvimento, entre outros requisitos necessários para um produto obter sucesso numa economia altamente competitiva.

Segundo Back *et al.* (1998), essas metodologias são, na verdade, um “procedimento sistemático, capaz de integrar e otimizar os diferentes aspectos envolvidos no projeto, adequando-se às várias tecnologias e possibilitando a interação entre o pessoal envolvido, de modo que o processo todo seja lógico e compreensível.” Ao vislumbrar-se esse processo de projeto, os participantes do projeto, também denominados por Ogliari (1999) de “agentes de projeto”, obtêm uma visão sistêmica que lhes permite compreender as necessidades, requisitos, objetivos e metas a serem atingidas em cada fase do projeto.

Muitos já se dedicaram à tarefa de definir com maior precisão esses procedimentos sistemáticos, podendo-se citar os trabalhos de Coryel (1967), Asimow (1968), Back (1983), Blanchard e Fabrycky (1990), Fiod (1993), Hubka (1996), Pahl & Beitz (1996), Fonseca (1998), Ogliari (1999), Marimbondo (2000), entre outros.

Já é clássica a idéia de que as primeiras fases do processo de projeto são as mais importantes, pois permitem uma flexibilidade maior para alterar o projeto, tendo comprometido algo em torno de 50% dos custos do ciclo de vida. O custo para implementar modificações no projeto dos produtos industriais é tanto maior quanto mais tarde for identificada a necessidade de modificação. Há, portanto, uma necessidade de concentrar esforços para identificar os pontos críticos do produto a ser desenvolvido antes do início do projeto detalhado, pois então mais de 75% dos recursos do ciclo de vida do produto já estarão comprometidos.

No esforço de compreender como esses procedimentos sistemáticos abordam a área de estudo denominada confiabilidade, Dias e Almeida (1997), utilizando o conceito de

disponibilidade<sup>20</sup> sugerido por Dias (1996), realizou uma comparação entre alguns desses procedimentos e acaba concluindo que não existe um procedimento sistemático geral e que cada um deles pode ser utilizado para atacar problemas similares de formas diferentes. Ressalta-se porém, que, em função da experiência vivenciada em vários anos de pesquisa, será assumida como referência a metodologia que vem sendo aprimorada no contexto da Engenharia Mecânica (UFSC), com trabalhos, como o de Back (1983), Back e Forcellini (1997), Fiod (1993), Ogliari (1999), Fonseca (2000), Marimbondo (2000), entre outros. Pode-se afirmar, no entanto, que a metodologia de projeto mais apropriada é função: (1) do tipo de problema envolvido; (2) dos recursos (material experimental; sistemas de medição; equipamentos; pessoal especializado; ambiente de trabalho adequado; etc.) disponíveis para implementar um determinado tipo de sistematização; (3) do interesse dos agentes de projeto em adotar o procedimento sistemático que atenda as necessidades do projeto em questão.

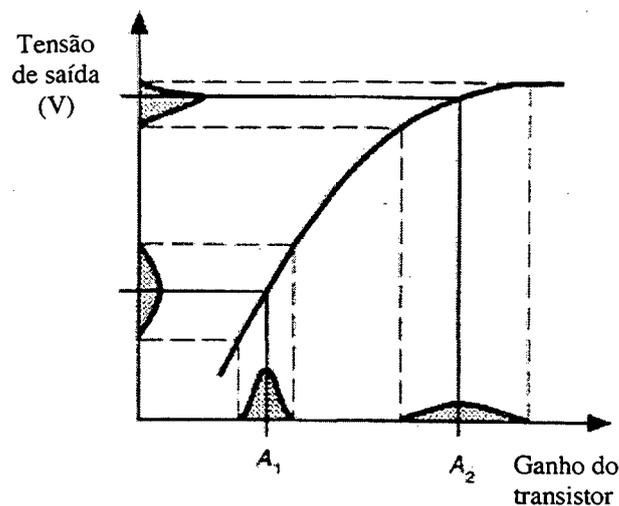
O projeto de experimentos, conforme se demonstrou no capítulo 2, é uma ferramenta apropriada para auxiliar o processo de aprendizagem inerente aos sistemas e processos envolvidos no desenvolvimento de um determinado produto. De acordo com Fiod (1997), há um “*gap*” entre os estatísticos (mais voltados para a formalidade e validade dos experimentos) e os engenheiros (mais interessados na viabilidade e resultados práticos dos experimentos). Em parte, isto se justificava pela leitura pouco criteriosa dos trabalhos do Prof. Taguchi. Se no entanto o rigor matemático de suas técnicas foi questionado e debatido, sua metodologia (projeto do sistema, projeto de parâmetros e projeto de tolerâncias) e sua filosofia (baseada na função perda e na exploração da não linearidade dos processos) levaram renomados estatísticos, como Montgomery (1997), Myers (1995), Wu e Hamada (2000), a incorporarem os aspectos positivos de seus ensinamentos ao rigor da estatística clássica. Porém, o “*gap*” entre estatísticos e engenheiros poderia ser reduzido se o planejamento, execução e análise de experimentos utilizassem o mesmo processo de racionalização utilizado para desenvolver produtos industriais (a metodologia de projeto). Neste capítulo, portanto, serão realizadas comparações entre as fases da metodologia de projeto com os passos necessários para projetar um experimento. Esta análise auxiliará a montar a estrutura da sistematização a ser proposta no capítulo 5.

Segundo Ueno (1995), um dos maiores desafios a ser vencido é a mudança de paradigma no método de pensar dos engenheiros, tomando visível a necessidade de se compreender o impacto da variação sobre os parâmetros de projeto.

---

<sup>20</sup> Disponibilidade: compreendida como a probabilidade de uso efetivo. É função da interseção da confiabilidade (probabilidade de bom funcionamento) com a manutenibilidade (probabilidade de recolocação). Assim, se o produto

O projeto de experimentos é uma ferramenta que pode auxiliar a atingir um projeto robusto às fontes de variação. Desta forma, se os agentes de projeto desejam aumentar a confiabilidade de um determinado produto, tornando-o mais insensível às variações presentes no processo de manufatura e montagem, além do transporte, estoque e uso no cliente, o DoE é a ferramenta correta para auxiliar nesta tarefa.



**FIGURA 4.1** – Explorando a não-linearidade para benefício dos requisitos de projeto

(Adaptado de Phadke (1989, p.28))

Autores como Taguchi (1988), Phadke (1989), Condra (1993), enfatizam também a vantagem de lidar com as não-linearidades existentes na correlação entre as variáveis de projeto. No exemplo exposto na figura 4.1, percebe-se que pelo simples fato de escolher o ganho do transistor no nível  $A_2$ , obtém-se uma distribuição para a tensão de saída com um intervalo para a média mais próximo do valor nominal do sistema. Neste caso, o verdadeiro ganho encontra-se no fato de que adotando um ganho de “menor qualidade” (pois sua variância é maior), obtém-se um maior controle sobre a qualidade final do processo ou da performance do produto. Este é um bom exemplo de aplicação do projeto de experimentos no dia-a-dia do processo de desenvolvimento do projeto.

### 4.2 O conceito de processo de projeto adotado neste estudo

Neste estudo, notou-se que a sistematização de projeto, proposta por Back (1983) muito alinhada com a planejada por *Blanchard e Fabrycky* (1990), possibilita aos agentes de projeto atacar de forma clara os problemas relativos a definir as necessidades, requisitos e especificações de projeto. Desta forma, a sistematização proposta por Back é utilizada em comunhão com a sistematização proposta por Fonseca (1998), Ogliari (1999) e Maribondo (2000), os quais dividem o processo de projeto em quatro partes, apresentados na figura 4.2, a saber: (1) projeto informacional; (2) projeto conceitual; (3) projeto preliminar; (4) projeto detalhado. É nessas sistematizações de projeto, portanto, que esta pesquisa baseia-se para dissertar sobre a utilização do projeto de experimentos como ferramenta auxiliar para implementar melhorias na confiabilidade de produtos industriais.

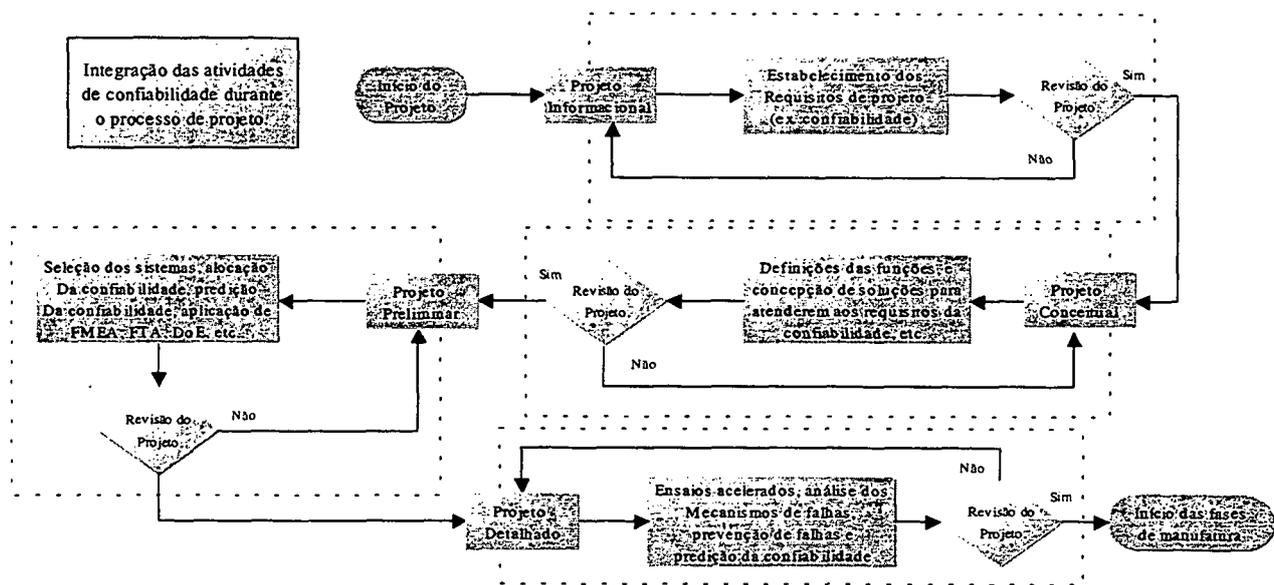


FIGURA 4.2 - O processo de projeto e sua relação com o projeto para confiabilidade

Segundo Blanchard e Fabrycky (1990), a função confiabilidade e manutenibilidade devem ser estudadas e desenvolvidas ainda durante a fase do projeto conceitual, avançando por todo o projeto preliminar e culminando no projeto detalhado. O levantamento das necessidades dos clientes permitem a criação de um conceito de disponibilidade, o qual deverá ser desdobrado em requisitos e especificações que garantirão a disponibilidade ao cliente final (consumidor).

É de senso comum entre os profissionais de engenharia que “um problema bem formulado é um problema praticamente resolvido”. Assim, julga-se de fundamental importância compreender as informações sobre o problema a ser resolvido. Fonseca (2000), ao definir as fases do projeto informacional, proporcionou, à metodologia de projeto, uma orientação para garantir a aquisição de todas as informações necessárias para uma boa solução do problema a ser abordado. Outros trabalhos aprofundam outras fases do processo de projeto incluindo, inclusive, aspectos específicos para facilitar o processo de projeto, a citar: Back e Forcellini (1997), Dias (1996), Ogliari (1999), Maribondo (2000). Assim, a metodologia de projeto construída ao longo dos anos pelos integrantes do Núcleo de Desenvolvimento Integrado do Produto (NeDIP) atende à necessidade de racionalizar o processo de projetar produtos, mesmo que este produto final seja um experimento. Desta forma, pretende-se incorporar uma metodologia, já consagrada pela prática de engenharia, para projetar e executar experimentos que agreguem valor ao desenvolvimento de produtos, como a melhoria da confiabilidade.

### 4.3 Fases do processo de projeto

As fases de desenvolvimento do processo de projeto, conforme se definiu na seção anterior, pode ser dividido em: (1) projeto informacional; (2) projeto conceitual; (3) projeto preliminar; (4) projeto detalhado. Para garantir a confiabilidade no domínio do tempo (ciclo de vida do produto), os agentes de projeto devem aplicar nos métodos disponíveis as métricas e os parâmetros abordados na própria definição de confiabilidade. Se utilizados com critério, quanto maior o conjunto de métodos utilizados, tanto melhor será o resultado final.

Adaptando as idéias de Blanchard & Fabrycky (1990, p.348) às fases de projeto, definidas neste trabalho, os requisitos da confiabilidade devem ser definidos durante a fase de projeto informacional. Já as atividades de análises e previsões de confiabilidade ocorrem durante as fases de projeto conceitual e desenvolvem-se até o detalhamento do projeto. Os testes de confiabilidade ocorrem durante o projeto detalhado. Deve-se lembrar, também, que é necessário garantir que a confiabilidade projetada e verificada<sup>21</sup> seja efetivamente incorporada ao produto final após a sua fabricação.

### 4.3.1 Projeto informacional

O projeto informacional fornece as variáveis de entrada de todas as demais atividades realizadas durante o processo de projeto. Por ser a primeira fase desse processo, é também a fase com maior grau de abstração, o que dificulta a aplicação de ferramentas quantitativas. Para auxiliar a organizar a tarefa de coletar e definir quais informações são pertinentes ao produto desejado, Fonseca (1998) percebeu que as informações podem ser classificadas de acordo com o estado na qual se encontram disponíveis: (1) informação em estado de necessidade; (2) informação em estado de requisito de usuário; (3) informação em estado de requisito de projeto; (4) informação em estado de especificação de projeto. A partir desses quatro estados nos quais as informações podem estar disponíveis, Fonseca (1998) dividiu o projeto informacional em sete etapas: (1) estudo preparatório do projeto; (2) definição dos diferentes tipos de clientes; (3) definição das necessidades do projeto; (4) conversão de necessidades em requisitos de usuário; (5) conversão de requisito de usuário em requisito de projeto; (6) avaliação dos requisitos de usuário contra os requisitos de projeto; (7) conversão de requisitos de projeto em especificações de projeto.

No estudo preparatório do projeto, há uma preocupação em identificar os concorrentes potenciais do produto a ser projetado, além de avaliar o resultado de uma pesquisa de marketing. Preocupação com aspectos legais, como patentes e responsabilidade civil, também fazem parte já no início do projeto.

Para definir os tipos de clientes, é necessário planejar o ciclo de vida do produto, pois só então será possível conhecer quem serão os clientes nas diversas fases do ciclo de vida. Por clientes, compreende-se todo aquele que recebe como produto o trabalho desenvolvido por um terceiro em uma fase imediatamente anterior a sua. Por exemplo, o engenheiro de projeto possui como cliente os engenheiros de manufatura. No final da cadeia, está o consumidor do bem a ser produzido e comercializado.

A definição das necessidades de projeto trata do processamento das necessidades expressas pelos clientes definidos na etapa anterior. Uma ferramenta muito útil é o questionário

---

<sup>21</sup> A confiabilidade projetada é relativa à confiabilidade calculada e esperada de um determinado sistema sob as condições de projeto. Já a confiabilidade verificada é a confiabilidade obtida através de ensaios, os quais demonstram na prática se as estimativas de engenharia (confiabilidade projetada) estavam corretas.

estruturado em função dos atributos do produto. Segundo Mortensen (1997)<sup>22</sup>, esses atributos podem ser classificados em gerais e específicos. Entre os atributos gerais estão os atributos do ciclo de vida, em que a confiabilidade é um dos atributos a ser considerado. Essa é uma tarefa extensa e exige um bom apoio computacional para poder ser realizada com eficiência.

Segundo Blanchard e Fabrycky (1990), informações pertinentes ao projeto de sistemas ou produtos são: (1) características de performance desejadas; (2) vida operacional do sistema desejada; (3) forma de operação do produto ou sistema; (4) confiabilidade, manutenibilidade, disponibilidade esperadas; (5) qual o tipo de ambiente no qual o produto ou sistema deverá operar; entre outras informações. Nota-se que há uma preocupação em coletar e definir informações essenciais para garantir uma qualidade temporal ao produto ou sistema a ser projetado. Porém, na elaboração do projeto, há ainda a necessidade de considerar os seguintes elementos: “(1) a necessidade de se definirem as funções de alguns elementos para as quais o produto foi projetado; (2) a necessidade de definir o que se entende por um desempenho satisfatório (especificação de desempenho, definição de falha); (3) a necessidade de se definirem as condições de operação (temperatura, vibração, altitude, etc.); (4) a necessidade de definir o período de tempo durante o qual o produto deve funcionar bem (isto é, número de horas, ciclo, etc.), também denominado de tempo de missão” (Freitas e Colosimo, 1997, p.05).

Demonstra-se, assim, o impacto do projeto informacional sobre a confiabilidade final do produto. Nessa fase, são definidas as informações mais pertinentes, permitindo um bom projeto para a confiabilidade. Mas haveria necessidade de uma fase de projeto informacional, quando projetando um experimento? A resposta é afirmativa.

Um experimento estatístico também possui um projeto informacional, pois é necessário avaliar o tipo do teste a ser utilizado (será destrutivo ou não destrutivo?), informações sobre os equipamentos a serem utilizados e uma avaliação de todo o ciclo de vida do experimento. Deve-se ainda desenvolver critérios objetivos e decidir sobre o tipo de informação que se deseja obter a partir do experimento, definindo, portanto, quais serão seus objetivos. Pode-se, portanto, realizar uma analogia do projeto estatístico com os projetos de engenharia, pois na verdade ambos são processos de projeto.

De acordo com a definição do AGREE (*Advisory Group on Reliability of Electronic Equipment*), a confiabilidade não está completamente racionalizada até que as seguintes duas perguntas tenham sido respondidas: (1) O que constitui uma performance bem sucedida do

---

<sup>22</sup> MORTENSEN, N. H. *Design characteristics as basis for desing languages*, ICED, vol. 2, p. 24-29, Tampere, Finlandia, 1997.

produto?; (2) Quais são os carregamentos, as tensões e outros fatores ambientais aos quais o produto estará sujeito durante toda o seu ciclo de vida?

Lewis (1987, p.4-6) nos recorda que, durante a definição do produto, as negociações com os clientes, muitas vezes, incluem em seus contratos os custos relativos à não-confiabilidade. E que, a descrição correta e boa definição dos requisitos da confiabilidade são os elementos que permitirão definir o que é uma falha para o produto a ser projetado e, portanto, definir uma métrica para confiabilidade.

Para Juran (1974, p. 8-18), na fase do projeto informacional, as predições da confiabilidade são realizadas com base na contagem de componentes e as taxas de falhas de projetos anteriores. Nesta fase, são poucas as informações sobre o nível de redundância que será necessário ou os níveis dos carregamentos sobre o produto.

### **4.3.2 Projeto conceitual**

Durante a fase de projeto conceitual, ocorre a definição do princípio de solução que melhor representa (satisfaz) as especificações de projeto (“saídas” da fase de projeto informacional).

Segundo Pahl e Beitz (1996), entre as etapas da fase de projeto conceitual, pode-se citar como relevantes a esse estudo: (1) o estabelecimento de uma estrutura de funções; (2) a pesquisa de princípios de solução; (3) a combinação e concretização dos princípios de solução em variantes de concepção; (4) avaliação da variante de concepção “eleita” sob a ótica de critérios técnicos e econômicos. Segundo Back e Forcellini (1997), ferramentas, como o QFD e a matriz morfológica, são de grande auxílio nessa fase do processo de projeto, bem como outras ferramentas que estimulam a criatividade.

As especificações de projeto relativas à confiabilidade conduzem a princípios de solução que beneficiam o ciclo de vida operacional do produto, ou sistema, à otimização das taxas de falha e tempos médios entre falhas e tornar o produto robusto às condições ambientais de operação.

Segundo Dias (1996), durante o planejamento conceitual do sistema, as especificações de projeto relativas à confiabilidade devem ser expressas de forma a permitir sua predição e análise nas fases seguintes do processo de projeto. É no projeto conceitual que serão definidas as soluções conceituais para a manutenibilidade, as quais em conjunto com as decisões relativas à

confiabilidade dão origem a solução para a disponibilidade do sistema ou produto a ser desenvolvido. O planejamento da confiabilidade baseia-se nas especificações de projeto qualitativos e quantitativos como tempo médio entre falhas (MTBF), taxa de falha, etc.

Para Freitas e Colosimo (1997, p.21), as especificações de projeto devem ser traduzidas em “linguagem de projeto”. Ao estabelecer valores para as metas de características desejadas pelo cliente no produto, a equipe dos agentes de projeto devem esforçar-se para superar as características dos produtos concorrentes. Ao citar Garving (1987)<sup>23</sup>, Montgomery (1997, p.2-3), diz que essa qualidade desejada pelos clientes pode ser expressa em função de suas oito componentes, a saber: (1) performance; (2) confiabilidade; (3) durabilidade; (4) serviçabilidade; (5) estética; (6) funções do produto; (7) qualidade percebida; (8) estar de acordo com os padrões estabelecidos.

Segundo Phadke (1989, p.33), durante a formulação e seleção das variantes de concepção, permite-se aos agentes de projeto uma oportunidade de reduzir a sensibilidade do produto à variabilidade provocada por fatores externos, além de reduzirem os custos de fabricação através da técnica de projeto robusto.

Um experimento estatístico também possui o equivalente a uma fase de projeto conceitual. Nessa “fase de projeto conceitual”, o experimentador deve escolher: (1) os fatores que serão variados no experimento; (2) os níveis nos quais os fatores serão variados; (3) a escala na qual esses fatores serão variados; (4) escolher a variável de resposta. Segundo Montgomery (1997), essas atividades, aqui citadas, como as fases de projeto informacional e conceitual de um projeto de experimentos dificilmente são do domínio de uma única pessoa. Por esse motivo, reforça-se a necessidade de uma equipe multidisciplinar para obter um melhor desempenho nessas fases do processo de projeto de um experimento estatístico. Uma outra preocupação do experimentador, durante a fase de projeto conceitual, é a de selecionar o sistema de medição mais apropriado para medir a grandeza selecionada como variável de resposta e garantir a minimização do erro experimental. Essa é uma área da metrologia muito extensa para ser tratada nesse trabalho, não será, portanto, dissertada nesse estudo.

Durante a fase de projeto conceitual, deve-se utilizar um critério de avaliação das soluções conceituais de forma a considerar os requisitos da confiabilidade. Para Colosimo (1997, p. 21), as funções a serem selecionadas devem refletir os requisitos operacionais e as condições de utilização do produto.

---

<sup>23</sup> GARVING, D. A. *Competing in the eight dimensions of quality*. *Harvard Business Review*, set-out, 1987.

### 4.3.3 Projeto preliminar

A fase denominada projeto preliminar faz uso da concepção de produto desenvolvida na fase anterior (projeto conceitual), com o objetivo de determinar um leiaute para o produto. Nessa missão, o agente de projeto, segundo *Pahl e Beitz* (1996), subdividem suas atividades na concepção de um leiaute preliminar e no posterior esforço para otimizar e completar os detalhes finais de modo a permitir a impressão dos documentos de produção, isto é, obter o leiaute definitivo.

Para Back e Forcellini (1997), o projeto preliminar é constituído de quatorze fases, a saber: (1) identificação das especificações de projeto de maior influência sobre o produto; (2) elaboração do leiaute preliminar (ênfase na montagem e função dos componentes); (3) elaboração de leiautes mais detalhados (ênfase nas formas e materiais, além dos parâmetros básicos das funções principais); (4) elaborar leiautes para as demais funções e princípios de solução; (5) modelar para permitir avaliação do dimensionamento e simulações frente as especificações de projeto; (6) identificar quais as variáveis que mais afetam o desempenho do produto através de uma análise da sensibilidade; (7) análise da compatibilidade das variáveis e/ou dos princípios de solução; (8) análise da estabilidade do sistema; (9) otimizar o sistema; (10) utilizar o projeto de tolerância de acordo com a função perda desenvolvida por Taguchi; (11) prever e verificar o desempenho do sistema; (12) corrigir e simplificar o produto baseado nas informações obtidas na fase anterior; (13) determinar o arranjo definitivo da concepção e passar ao projeto detalhado.

Percebe-se que, em diversas fases, a confiabilidade pode ser planejada, estimada, verificada e avaliada. Nas fases nas quais a escolha de variáveis que podem influenciar na confiabilidade e nas quais é necessário realizar predições, ensaios e simulações são as mais aptas a permitir ações de projeto que resultem na melhoria da confiabilidade. Em muitas dessas fases, o projeto de experimentos pode ser muito útil para contribuir na otimização do desempenho do produto e, em particular, na melhoria de sua confiabilidade.

Segundo Freitas e Colosimo (1997, p.21-22), durante a análise e estruturação das funções necessárias à boa operação do produto, algumas das técnicas que auxiliam a implementar melhorias na confiabilidade do produto são: (1) alocação de confiabilidade; (2) estabelecimento das metas para os subsistemas do produto, como o tempo médio entre falhas (MTBF) ou o tempo médio para falha (MTTF); (3) utilizar as técnicas de FMEA (*Failure Mode and Effect Analysis*)

e/ ou FTA (*Fault Tree Analysis*); (4) otimizar o projeto através do teste de protótipos ensaiados em testes de vida acelerados; (5) iniciar as atividades de especificação dos parâmetros preliminares dos processos de fabricação.

Para Blanchard e Fabrycky (1990, p.50), a fase de projeto preliminar é constituída, entre outras, das seguintes atividades: (1) análise funcional; (2) alocação dos requisitos de projeto; (3) otimização das alternativas; (4) teste e avaliação dos conceitos de projeto. Na análise funcional, é usual a preocupação com a disponibilidade do produto ou sistema, portanto, são requisitos funcionais: (1) estabelecer modelos de confiabilidade e diagramas de bloco; (2) realizar uma FMEA e uma FTA dos subsistemas críticos do produto; (3) executar uma análise da segurança e risco do produto; (4) definir parâmetros para manutenção centrada na confiabilidade; (5) efetuar uma análise de manutenibilidade; (6) realizar uma análise das tarefas de manutenção; entre outras atividades que pretendem garantir e implementar o aumento da disponibilidade do produto ou sistema.

Conforme Dias (1996, p.9), as atividades relativas à confiabilidade residem no “estabelecimento dos requisitos para a confiabilidade, análise da confiabilidade, variáveis externas, suporte de projeto, estimativas da confiabilidade, revisão do projeto formal e aprovação final.”

O próprio projeto de experimentos possui uma fase equivalente ao projeto preliminar. Quando diante de um problema, o experimentador sempre deverá escolher qual o melhor delineamento experimental para este problema em particular. Dependendo das especificações de projeto do experimento relativos ao rigor matemático, a técnica utilizada para a escolha de ótimos, do tipo de usuário do experimento, do custo do experimento, do gerenciamento desejado dos fatores não-controláveis, pode-se escolher entre duas formas bem distintas de realizar experimentos: (1) delineamento de experimentos clássicos; (2) delineamento de experimentos de Taguchi. Cada qual possui diversos tipos particulares de delineamentos experimentais, aplicáveis a um considerável número de aplicações. É importante que o experimentador, ao selecionar um delineamento experimental, tenha em mente o objetivo do experimento, conforme decidido na fase de projeto informacional do mesmo.

Já na fase do projeto preliminar, os agentes de projeto podem desenvolver modelos para avaliar se as funções definidas atendem aos requisitos da confiabilidade. Segundo Back (1998), pode-se prever e verificar o desempenho das funções do sistema, “através de modelos icônicos, analógicos e matemáticos, pode-se medir ou simular, experimentalmente ou computacionalmente, o desempenho do sistema. A previsão do desempenho pode ser feita para o

sistema como um todo ou de partes do mesmo, quando se tem as dúvidas quanto a qualidade da função”. Com o resultado destas análises, pode-se realizar correções e simplificações no projeto do sistema, o que tende a incorporar melhorias na confiabilidade do mesmo.

“Ensaios e experimentos são uma boa solução para escolher entre alternativas para resolver problemas e para prever a performance de sistemas e subsistemas” (Lewis, 1987, p. 6).

#### **4.3.4 Projeto detalhado**

Com as informações obtidas e negociadas na fase do projeto preliminar, há que se completar os detalhes necessários para a execução do layout definitivo do produto. Assim, as informações relativas aos materiais a serem utilizados, às tolerâncias e dimensões, a geometria de todos os componentes do produto e informações detalhadas para sua manufatura devem estar especificadas com toda precisão possível. Os planos de manutenção também devem ser determinados.

Segundo Dias (1997, p.9), o desenvolvimento do protótipo final e seu respectivo teste, avaliação e modificações necessárias são executadas durante a fase de projeto detalhado. É através das informações obtidas nesses testes que serão possíveis a análise da confiabilidade e verificar a influência das variáveis externas sobre o desempenho do produto. Em geral, são realizados ensaios de durabilidade e /ou ensaios de vida acelerados para estimar a confiabilidade final do produto.

Freitas e Colosimo (1997, p.23) concordam com Dias (1996) ao afirmarem que na fase de projeto detalhado a revisão do projeto do produto é realizado com base nas informações dos testes com o protótipo.

Assim, também, nos projetos de experimentos pode-se realizar uma analogia à fase de projeto detalhado. Antes de realizar o experimento, é necessário elaborar um roteiro experimental detalhado de forma a minimizar a propagação de erros experimentais. Aspectos logísticos e econômicos relativos à execução do experimento como disponibilidade e custo do material experimental, manutenção e aferição dos equipamentos que compõe o sistema de medição projetado para os ensaios, são de fundamental importância para o sucesso do experimento. Os ambientes industriais oferecem um relativo desafio à condução de bons testes, necessitando, portanto, de muito planejamento.

A condução das análises estatísticas, bem como do relatório, contendo as conclusões e recomendações do experimentador, também constituem parte desta fase de projeto detalhado.

Outra face da fase de projeto detalhado estaria relacionada ao fato de que a experimentação é, usualmente, um processo iterativo e, muitas vezes, são necessários testes de confirmação ou o acompanhamento das decisões tomadas com base no relatório emitido.

Segundo Lewis (1987, p. 6), os critérios de confiabilidade definidos para os sistemas devem ser desdobrados para os subsistemas até atingir o nível de peças primárias. Os métodos de confiabilidade a partir da não-existência de dados estatísticos, como o estudo dos potenciais mecanismos de falha, permitem eliminar as falhas de forma mais eficaz. Mesmo se o número de protótipos ensaiados não sejam estatisticamente significativos para prever a confiabilidade, ganham-se informações adicionais sobre os mecanismos de falha, de forma a permitir mudanças no projeto a um baixo custo e introduzir melhorias na confiabilidade do mesmo. Colosimo (1997, p. 22) lembra que testes de vida acelerados podem ser utilizados para otimizar o tempo necessário para obter as informações de confiabilidade. O Conhecimento adquirido com estes ensaios podem ser utilizados como dados de entrada para as ferramentas de FMEA e FTA.

Com os sistemas definidos, inicia-se a seleção dos componentes que deverão satisfazer os requisitos de confiabilidade desdobrados para o componente em questão. Segundo Blanchard & Fabrycky (1990, p.365), deve-se escolher componentes padronizados, cuja propriedade dos materiais tenham sido previamente avaliadas e que suas qualidades não sejam degradadas durante o processo de manufatura. A técnica de utilizar componentes com margens de confiabilidade superiores aos requisitos (*derating*), também costumam ser utilizadas no projeto detalhado dos produtos.

Ferramentas como o FMEA e o FTA também podem ser utilizados com grande eficiência nesta fase do projeto. Segundo Colosimo (1997, p.21-22), em novos projetos, como é difícil imaginar as possíveis falhas, o FMEA torna-se mais fácil de aplicar do que o FTA. Lembra também que, no detalhamento dos desenhos de engenharia, características chaves, como dimensões que afetem a durabilidade ou a função a ser desempenhada, devem estar identificadas.

#### **4.4 Considerações finais**

Apresentou-se, neste capítulo, o estudo sobre a metodologia de projeto fundamentada em Blanchard e Fabricky (1990) e diversos autores que pesquisam metodologia na Engenharia

Mecânica da UFSC. A idéia é utilizar o resultado destes estudos para fornecer os subsídios para elaborar, facilitar e adequar o uso do projeto de experimentos no processo de desenvolvimento do produto, para implementar melhorias na confiabilidade dos produtos industriais.

Ao comentar sobre as fases que compõem o processo de projeto, procurou-se evidenciar quais são as necessidades relativas à confiabilidade e explicitar algumas das ferramentas utilizadas para implementar melhorias na confiabilidade.

A confiabilidade, um dos objetos deste estudo, conforme se demonstrou, necessita ser absorvida em cada uma das fases do processo de projeto de forma a promover a melhoria da confiabilidade do produto. Afirmou-se que o projeto de experimentos possui potencial para ser utilizado como uma das ferramentas que permitirá aos agentes de projeto implementar melhorias na confiabilidade do produto. Assim, define-se aqui a hipótese dessa dissertação: a ferramenta estatística projeto de experimentos pode ser utilizada para implementar melhorias na confiabilidade de produtos industriais. Segue-se, portanto, a tese: a confiabilidade é melhorada quando técnicas de projeto de experimento são incluídas no processo de projeto como ferramenta de trabalho dos agentes de projeto.

Aproveitou-se a discussão sobre cada uma das fases do processo de projeto para efetuar-se uma analogia dos procedimentos estatísticos para o planejamento de experimentos com a nomenclatura utilizada para as fases do processo de projeto, podendo-se sintetizá-las no quadro 4.1.

**Quadro 4.1** - Analogia do processo de projeto com os passos necessários para planejar um experimento

Fases do Processo de Projeto	Passos para planejar um experimento
Projeto informacional	(1) Reconhecimento e delcaração do problema
Projeto conceitual	(2) Escolha dos fatores, níveis e escala (3) Seleção da variável de resposta
Projeto preliminar	(4) Escolha do delineamento experimental
Projeto detalhado	(5) Realização do experimento (6) Análise estatística dos dados (7) Conclusões e recomendações

Motivados pela analogia apresentada no quadro 4.1, espera-se motivar os agentes de projeto a racionalizar um experimento como se estivessem projetando um sistema mecânico. No próximo capítulo, cada uma das fases do processo de projeto de um experimento será desdobrada

em suas atividades e serão relacionadas, também, as variáveis de entrada e de saída de cada uma de suas quatro fases.

A idéia é que, no processo de projeto do experimento, vão-se incorporando informações que levam ao próprio agente de projeto a sistematizar o experimento ou, pelo menos, disponibilizar as informações de forma a facilitar a sua execução. Ao mesmo tempo em que define o experimento, o agente passa a obter os resultados que o levará a aprimorar o produto final, tanto no desempenho da função quanto na garantia da confiabilidade projetada.

Quando os enfoques das atividades da confiabilidade do agente de projeto forem sobre os métodos para prevenir as falhas, a utilização do DoE depende, também, da predisposição do agente de projeto em experimentar. Mesmo quando a análise for computacional, o projeto de experimentos sempre poderá auxiliar a, no mínimo, a ganhar algum discernimento sobre o sistema que se deseja controlar ou otimizar.

## **CAPÍTULO 5 – SISTEMÁTICA PARA PROJETAR EXPERIMENTOS E MELHORIA DA CONFIABILIDADE ATRAVÉS DO DoE**

### **5.1 Introdução**

Nos capítulos anteriores, foram abordados alguns assuntos necessários para formular a sistematização a que se propõe este trabalho. Foi necessário apresentar, de forma sucinta, os principais métodos utilizados para planejar e analisar experimentos. Viu-se que a resposta de um experimento é definida pela necessidade da pesquisa e, no caso desta dissertação, variáveis como vida de um produto, tempo médio para falha e confiabilidade foram propostos como respostas de experimentos, demonstrando exemplos de possíveis aplicações do DoE na engenharia da confiabilidade. Embora exista uma metodologia própria dos estatísticos para abordar o projeto de experimentos, apresentou-se o processo de racionalização do projeto de engenharia (a metodologia de projeto) como análogo aos passos da estatística para planejar um experimento. O primeiro, no entanto, é muito mais próximo dos agentes de projeto o que facilita sua abordagem por apresentar uma linguagem mais difundida na engenharia.

São vários os modelos estatísticos para planejar um experimento, os quais variam de acordo com: (1) o número de fatores; (2) se os efeitos dos fatores são fixos ou aleatórios; (3) o número de níveis para cada fator; (4) se há a necessidade de utilizar blocos ou não; (5) do objetivo do experimento; (6) o tipo de matriz experimental a ser utilizada; (7) o custo e o orçamento para a pesquisa; (8) o tempo disponível para obter resultados relevantes; (9) o grau de aproximação aceitável na resposta do experimento. Sistematizar o processo de racionalizar um experimento é organizar a elaboração destes parâmetros, de forma a orientar os agentes de projeto a projetar um experimento que agregue conhecimento sobre o produto em desenvolvimento.

Para implementar a confiabilidade durante o processo de projeto, é necessário atuar sobre as atividades de garantia da confiabilidade de acordo com a ação sobre o produto. Quando realizadas com um enfoque para prever as falhas, estas atividades podem fazer uso da aplicação de DoE de modo a contribuir para melhoria da confiabilidade do sistema. Esta melhoria pode ser

obtida através do conhecimento da interação entre as diversas variáveis de projeto ou por torná-lo robusto às variações do ambiente de operação.

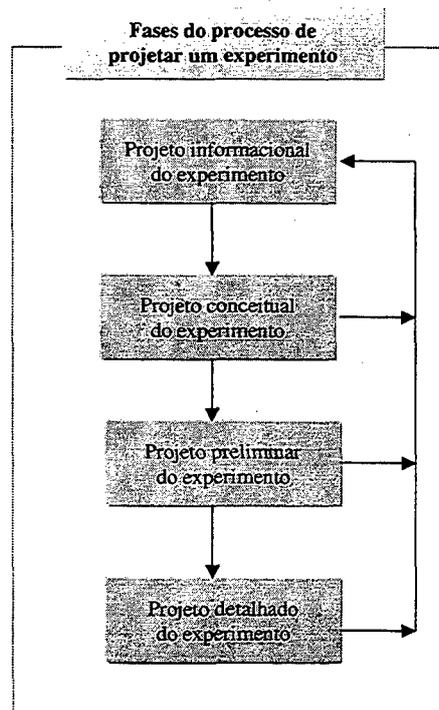
O estudo sobre a metodologia de projetos de engenharia possuía o objetivo de apresentar o método de racionalização da abordagem dos problemas de engenharia e compará-lo aos passos para planejar um experimento.

A sistematização da aplicação de DoE, de acordo com o processo de pensamento da metodologia de projetos, visa a facilitar a aplicação desta ferramenta estatística para implementar melhorias no produto durante seu processo de desenvolvimento.

Em particular, deseja-se utilizar desta sistematização para dissertar sobre a melhoria da confiabilidade à luz da aplicação do projeto de experimentos.

### 5.2 Uma sistemática para projetar experimentos

A sistematização proposta nesta seção utilizar-se-á da analogia estabelecida no capítulo 4 e apresentada no quadro 4.1 e está simplificada nesta seção na figura 5.1 no que se denominou como as **fases do processo de projetar um experimento**.

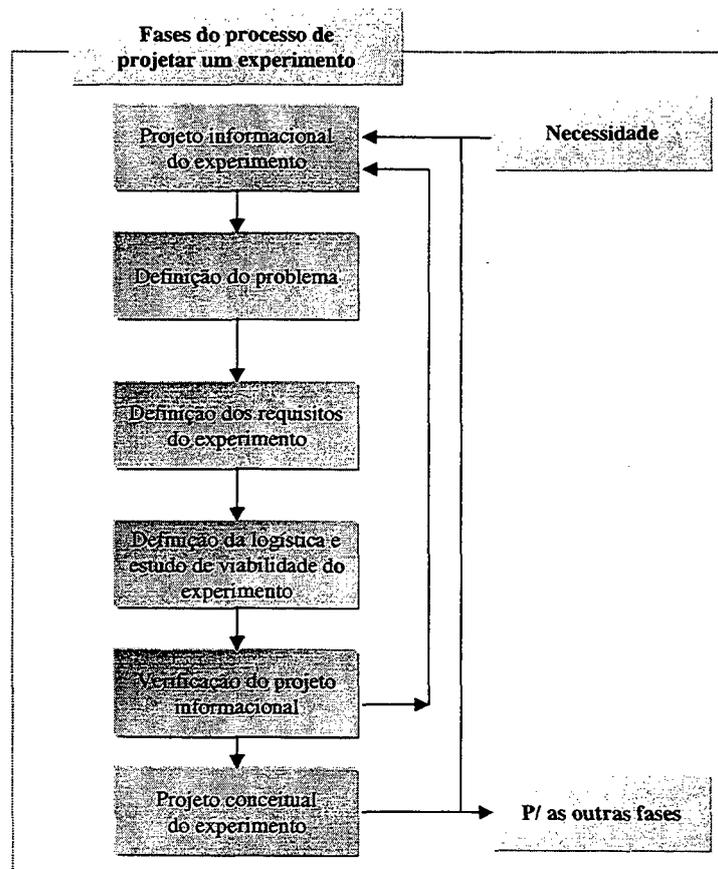


**FIGURA 5.1** – Fases do processo de projetar um experimento

Como parte do objetivo de aproximar o DoE dos agentes de projeto, procurou-se dividir e nomear os passos necessários para racionalizar um experimento de acordo com a nomenclatura adotada por Fonseca (1997), Ogliari (1999) e Maribondo (2000).

### 5.2.1 Fase de projeto informacional do experimento

Segundo a figura 5.1, a primeira fase do processo de projetar um experimento é a fase de projeto informacional. Como se pode observar, na figura 5.2, esta fase pode ser subdividida em: (1) definição do problema; (2) definição dos requisitos do experimento; (3) definição da logística e estudo da viabilidade do experimento; (4) verificação do projeto informacional.



**FIGURA 5.2** – Fases do processo decisório do projeto informacional de um experimento

O primeiro passo para projetar um experimento é definir a equipe de trabalho. Os membros desta equipe devem ser pessoas que são afetadas pelo processo e pessoas que lidam

com o processo no dia-a-dia (seja no projeto, seja na manufatura) em que é interessante haver, pelo menos, uma pessoa habilitada na ferramenta de DoE de forma a agir como facilitador.

### 5.2.1.1 Etapa para definir o problema

A identificação e **definição do problema** de engenharia não são tarefas triviais. Algumas vezes, este processo pode ter seu início a partir de uma necessidade do cliente, ou a partir do trabalho técnico de monitoração de determinadas características do produto, por exemplo: desempenho, número de ordens de serviço de manutenção, número de produtos devolvidos dentro do período de garantia, etc. Outras vezes, uma metodologia para análise e solução de problemas com suas técnicas como o gráfico de Pareto (técnica de estratificação), histogramas, diagramas de causa-e-efeito, sessões de *brainstorming*, entre outras, podem auxiliar a determinar o problema que se pretende resolver. No quadro 5.1, descrevem-se os problemas identificados para alguns dos experimentos exemplificados nesta dissertação.

**QUADRO 5.1** – Definição dos problemas para os experimentos apresentados.

Experimento	Definição do problema
TABELA 2.1 – Experimento da vida das baterias	Selecionar uma marca de bateria de modo a aumentar a vida em semanas da bateria
QUADRO 2.6 – Experimento do processo de injeção de plástico	Determinar quais, dentre os fatores selecionados para estudo, influenciam significativamente o processo de injeção de plástico
TABELA 2.2 – Experimento da vida das baterias $3^2$	Determinar se há um material para o qual a vida da bateria seja robusta à variação de temperatura no ambiente de operação
QUADRO 2.7 – Experimento da mola	Determinar uma combinação de fatores de modo a tornar o processo de fabricação robusto à variação da temperatura do óleo para têmpera, com o propósito de minimizar a variação da altura de mola
TABELA 2.4 – Experimento do método de aplicação de base sobre superfícies de alumínio	Determinar a melhor combinação do método de aplicação da base e o tipo de base utilizado de modo a maximizar a adesão da mesma sobre a superfície de alumínio
FIGURA 2.3 – Estudo dos fatores geométricos e sua modelagem em elementos finitos.	Determinar qual a melhor combinação entre os fatores de modo a permitir a minimização dos esforços na estrutura da guia de combustível

A etapa de definição do problema pode ser dividida em: (1) identificar o problema através de uma metodologia de análise e solução de problemas; (2) descrever o problema objetivamente; (3) estabelecer uma meta para definir o sucesso do experimento; (4) determinar qual a classe do experimento, segundo seu objetivo; (5) determinar as variáveis de projeto relevantes.

O problema, portanto, deve ser descrito objetivamente, permitindo identificar com facilidade as características que se deseja observar e como se pretende mensurá-las. Uma forma de determinar se o problema está resolvido é **definir uma meta**, estabelecendo-se, assim um critério objetivo para determinar se a solução foi atingida ou não. Para o experimento do quadro 2.6, a meta poderia ser descrita da seguinte forma: “identificar os fatores que afetam significativamente a contração das peças de plástico injetadas e sugerir os níveis mais adequados para estes fatores de modo a permitir uma melhoria de 25% em relação aos dados históricos”. Para o caso de haver mais de um objetivo num dado experimento, o grupo de trabalho designado para o experimento deve classificá-los de acordo com sua importância ou custo.

Uma vez que o problema já está objetivamente determinado, deve-se decidir qual **classificação** (apresentada no capítulo 2) mais apropriada **para o experimento a ser realizado**. O quadro 5.2 faz referência a esta classificação. Embora seja apresentada uma “ordem de experimentação” na primeira coluna deste quadro, um experimento não necessariamente deve segui-la.

**QUADRO 5.2** – Classificação de experimentos de acordo com seu objetivo

Ordem	Objetivo	Tipo de experimento
1	Determinar as variáveis de projeto significativas	Seleção de variáveis
2	Dado um fator, determinar a melhor opção de projeto para o mesmo	Comparação de tratamentos
3	Refinar o modelo empírico. Determinar o ótimo dentro da região experimental	Exploração da superfície de resposta
4	Determinar o ótimo dentro da região operacional	Otimização do sistema
5	Minimizar a sensibilidade do sistema aos fatores não-controláveis	Implementar robustez ao sistema

Com o auxílio de ferramentas como o diagrama de processo e o diagrama de causa-e-efeito, a equipe de DoE pode **determinar as variáveis relevantes** (porém não necessariamente estatisticamente significantes) para avaliar o problema definido. Para o experimento de injeção

de plástico com o problema da contração, os fatores relevantes foram levantados com o auxílio de um diagrama de causa-e-efeito. A lista destes fatores é apresentada no quadro 5.3.

**QUADRO 5.3** – Fatores potenciais para o experimento do problema de injeção de plástico.

(Adaptado de Wu e Hamada (2000))

Origem	Nome do fator
Máquina	Pressão de injeção
Máquina	Velocidade de injeção
Máquina	Temperatura do molde
Máquina	Tempo de contrapressão
Método	Limpeza do fuso injetor e do barril
Material	Umidade da matéria-prima
Material	Fluxo do plástico derretido
Material	Pigmentação da pré-mistura
Homem	Substituição de operadores
Homem	Operadores em turnos

Como se pode observar, foram identificados 10 fatores potencialmente relevantes. Para determinar como serão ensaiados, estes fatores deverão ser classificados. Esta atividade é realizada na fase de projeto conceitual.

### 5.2.1.2 Etapa para definir os requisitos do experimento

Para definir os **requisitos do experimento**, depende-se da definição de alguns parâmetros: (1) do nível de significância ( $\alpha$ ); (2) do poder do teste ( $1-\beta$ ); (3) definição do procedimento de aleatorização; (4) o intervalo de validação do experimento; (5) a precisão desejada do experimento.

A definição do **nível de significância** possui importância para a construção dos intervalos de confiança e também para realizar os testes de hipóteses. Quanto menor for este nível, maiores as chances de que o parâmetro a ser estimado esteja contido no intervalo de confiança construído. Tanto maiores serão também as chances de identificar a não validade da hipótese nula (em geral  $\alpha=0,05$  é um valor adequado para identificar pequenas variações). Já o

**poder do teste** determinará o tamanho da amostra, o qual definirá não somente as chances de rejeitar-se a hipótese nula quando esta for falsa, mas também possuirá um impacto no tipo de delineamento experimental escolhido (não será permitido escolher um delineamento que ofereça um número inferior de observações). Porém uma alternativa seria não determinar o poder do teste, selecionar o delineamento mais apropriado baseando-se apenas no número de níveis e fatores definidos e, uma vez executado o experimento, poder-se-ia calcular o poder do teste realizado e então adicionar esta observação como restrição ao experimento.

A **definição do procedimento de aleatorização** pode, em parte, ser obtida através de métodos de aleatorização fornecidos por *softwares* como o *Design Expert* e o MINITAB. Um exemplo desta facilidade é demonstrado no apêndice V. Deve-se lembrar que é muito importante anotar a ordem de experimentação em função da combinação dos tratamentos, ou então não será possível construir um gráfico dos resíduos em função da ordem de experimentação. Considerações adicionais devem ser realizadas de modo a tornar ainda mais robusta a seqüência sugerida. Algumas vezes, no entanto, há fatores difíceis de serem aleatorizados. Esta dificuldade deve ser considerada no procedimento de aleatorização.

Já o **intervalo de validação do experimento** deve ser definido em função das restrições de projeto ou de processo, i.e., os níveis escolhidos não devem pertencer a um intervalo que não esteja contido dentro da região operacional do sistema. Outro cuidado é identificar as restrições para as quais o experimento está sujeito e interpretá-las de acordo com o senso de engenharia.

Nesta etapa, calcular o erro padrão do experimento, só seria possível se o quadrado médio do erro fosse conhecido. Este esforço para definir a **precisão** pode, no entanto, ser expresso apenas como o que seria o aceitável. Um esforço para determinar a variabilidade do material experimental deve ser empreendido pelos agentes de projeto.

### 5.2.1.3 Etapa para definir a logística e a viabilidade do experimento

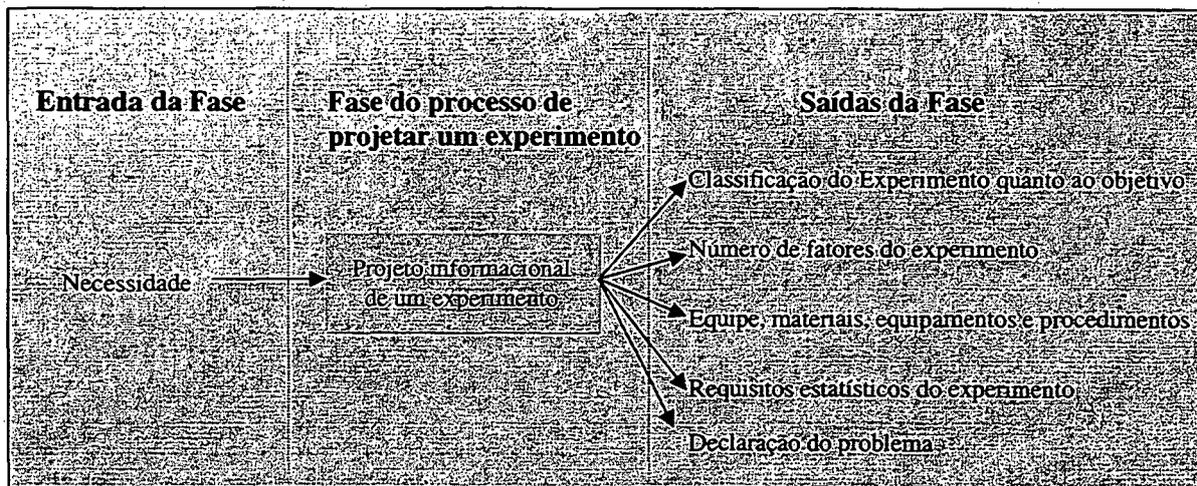
A **definição da logística** consiste em definir os equipamentos necessários para executar o(s) ensaio(s), o local onde será realizado o experimento e as condições do ambiente (temperatura, umidade, etc.) que possam influenciar na resposta do experimento. Deve-se notar que, sem a definição da resposta que se deseja medir (o que é realizado no projeto conceitual), a tarefa de definir os equipamentos não será trivial. A definição do problema e a classe experimental definida são alguns dos critérios que auxiliam nesta decisão. A equipe de trabalho deve também iniciar as atividades para planejar os procedimentos operacionais necessários para

a execução do experimento. Este procedimento deverá ser trabalhado ainda nas fases seguintes e deverá ser aprovado ao final da fase de projeto preliminar. Pode-se, também, realizar uma cotação preliminar dos materiais necessários para executar o experimento.

O **estudo de viabilidade** do experimento, nesta fase, é apenas uma verificação sobre se há justificativa econômica que permita o experimento. Por exemplo, se o experimento de injeção de plástico atingir a meta de redução de 25%, qual será o retorno desta melhoria caso ela seja implementada? Se o saldo entre os gastos com o experimento (orçamento) e o retorno da implementação da melhoria for viável, i.e., se o investimento “se paga” num intervalo de tempo aceitável, então, o experimento é dito viável (afinal, vale “pagar para ver”). O risco de que a meta do experimento não seja atingida deve ser também levada em consideração.

A viabilidade econômica do experimento passa por determinar o tempo necessário para modificar os níveis experimentais e quanto tempo o processo leva até entrar em regime permanente e calcular os custos com base no tempo gasto para a mudança dos níveis.

Pode-se resumir que a identificação de uma necessidade dá início ao projeto informacional e, ao final deste, a equipe de DoE já estabeleceu um determinado número de decisões. Este resultado foi sintetizado na figura 5.3.



**FIGURA 5.3** – Entradas e saídas da fase de projeto informacional de um experimento

A verificação do projeto informacional pode ser realizada através de uma *check-list*, a qual é apresentada no apêndice III.

## 5.2.2 Fase de projeto conceitual do experimento

A fase do projeto conceitual, com base nas especificações recebidas da fase de projeto informacional, deve, segundo a figura 5.4: (1) classificar os fatores e escolher seus níveis e intervalos; (2) definir a(s) resposta(s) do experimento; (3) selecionar o grupo de delineamento experimental mais apropriado; (4) verificar o projeto conceitual.

As atividades (1) e (2) podem ser realizadas na ordem proposta, na ordem inversa (i.e., primeiro (2), depois (1)), ou até mesmo ser realizadas em paralelo. Somente as necessidades particulares de cada experimento é que definirão qual a melhor ordem.

### 5.2.2.1 Etapa para definir os fatores, seus níveis e intervalos

Esta etapa do processo de projeto de um experimento é constituída pelas seguintes atividades: (1) classificar os fatores; (2) determinar o número de níveis para cada fator; (3) determinar os intervalos aplicáveis a cada um dos fatores.

Para **classificar os fatores**, depende-se da lista com os fatores potencialmente interessantes, provenientes da fase de projeto informacional. Desta lista de fatores, a equipe de DoE deve classificá-los, conforme já apresentado no capítulo 2. Estas informações encontram-se reunidas no quadro 5.4.

**QUADRO 5.4** – Classificação dos fatores de um experimento

Classificação	Notação
Fator <u>experimental</u> (fator de controle)	$E_C$
Fator <u>experimental</u> (fator de ruído)	$E_R$
Fator a ser tratado como <u>bloco</u>	B
Fator a ser mantido em um mesmo valor	O
Fator a ser aleatorizado	R

O quadro 5.5 apresenta a lista dos fatores apresentados no quadro 5.3, já classificados de acordo com o quadro 5.4.

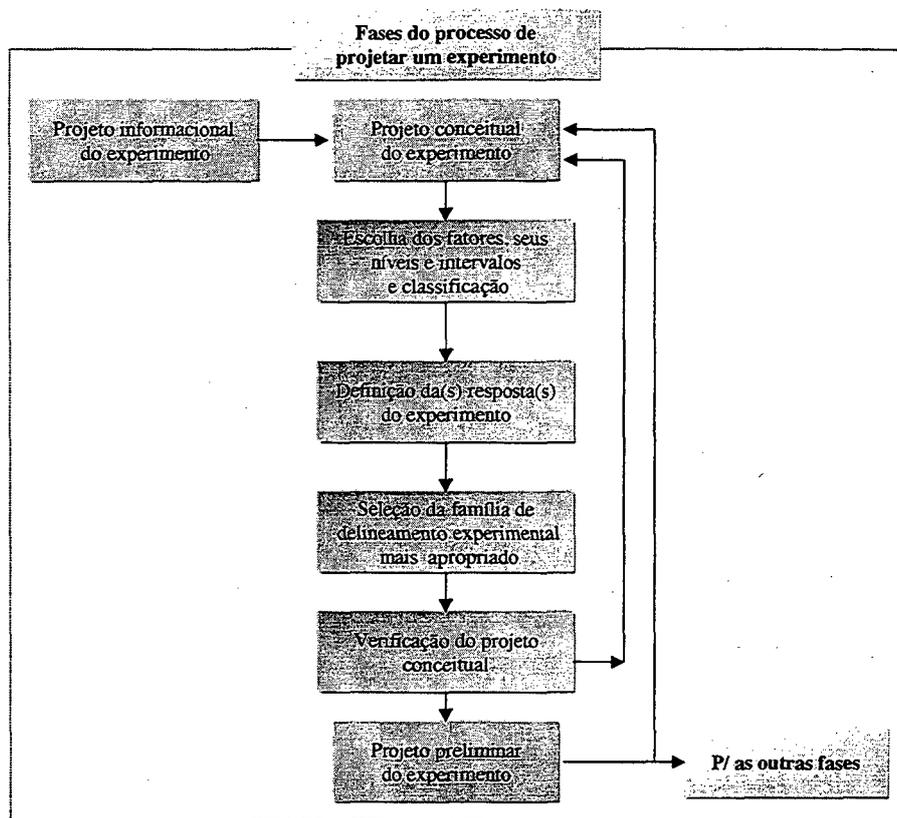


FIGURA 5.4 – Fases do processo decisório do projeto conceitual de um experimento

Já o **número de níveis** para os fatores podem ser homogêneos ou heterogêneos. No primeiro todos os fatores do experimento possuem um mesmo número de níveis, enquanto que no segundo, cada fator pode ter um número de níveis diferente. Em geral, os experimentos do tipo seleção de variáveis são do tipo  $2^k$  ou  $2^{k-p}$ , por sua capacidade de separar bem os efeitos principais dos termos de interação (isto, no entanto, depende da resolução do delineamento escolhido – decisão que deve ser tomada na fase de projeto preliminar).

QUADRO 5.5 – Fatores potenciais para o experimento do problema de injeção de plástico.

(Adaptado de Wu e Hamada (2000))

Classificação	Nome do fator	Classificação	Nome do fator
E <sub>C</sub>	Pressão de injeção	B	Umidade da matéria-prima
E <sub>C</sub>	Velocidade de injeção	R	Fluxo do plástico derretido
E <sub>C</sub>	Temperatura do molde	B	Pigmentação da pré-mistura
O	Tempo de contrapressão	O	Substituição de operadores
O	Limpeza do fuso injetor e do barril	B	Operadores em turnos

Já a **definição dos intervalos aplicáveis a cada um dos fatores** depende, em grande parte, do conhecimento de engenharia do agente de projeto e da sua capacidade em identificar as restrições do experimento. Se os intervalos forem definidos com igual espaçamento (ex.: 5, 10, 15), o experimentador ganha a possibilidade de modelar a resposta do experimento através de **polinômios ortogonais** (ver Myers e Montgomery (1995), Montgomery (1997) ou Wu e Hamada (2000)). Os agentes de projeto devem também lembrar que os fatores de um experimento podem também ser classificados como **qualitativos** (categóricos) ou **quantitativos** (numéricos). Se a classe de experimentos escolhida é do tipo exploração da superfície de resposta ou otimização do sistema, então, pelo menos, um dos fatores deve ser quantitativo, como é, por exemplo, o caso do experimento da tabela 2.2. Neste experimento, é possível associar uma curva de resposta para cada um dos três tipos de material.

Como exemplo da definição dos intervalos aplicáveis a cada um dos fatores selecionados para o experimento, apresentam-se no quadro 5.6 as decisões da equipe de trabalho em relação ao experimento da análise de FEA para a guia de combustível (figura 2.3).

**QUADRO 5.6** – Intervalos para os níveis do experimento de FEA para a guia de combustível.

(Adaptado de Condra (1993, p.103))

Fator	Nome do Fator	Nível baixo	Nível alto
A	Raio de fundo	Nenhum	5,0 mm
B	Aba externa de apoio superior	Quina da guia	C/L
C	Aba externa de apoio inferior	No fundo	C/L
D	Nervura radial na face da aba de fixação	Nenhum	2,0 mm
E	Espessura da aba de fixação	2,0 mm	4,0 mm
F	Apoio para os rebites	2,0 mm	Nenhum
G	Nervura central sobre a aba de fixação	Sim	Não

Geralmente, os intervalos de aplicação são determinados com base no conhecimento de engenharia e na experiência profissional dos agentes de projeto. Deve-se notar que, embora o número de níveis para cada fator possa ser definido antes do intervalo de aplicação, a definição dos níveis só é possível após a definição dos intervalos de aplicação.

### 5.2.2.2 Etapa para definir a resposta do experimento

Nesta etapa, os agentes de projeto devem se preocupar em: (1) definir a variável de resposta; (2) definir o tipo de resposta desejada; (3) definir o sistema de medição e o método de medição apropriado.

A tarefa de **definição da variável de resposta** consiste em expressar uma necessidade de projeto em variável, como por exemplo, o tempo médio para falha de uma bateria, ou a tensão exercida sobre a guia de combustível. Taguchi (1988) e Phadke (1989) dedicam-se a determinar uma variável de resposta de modo que a característica da qualidade selecionada seja apropriada para a análise da relação sinal-ruído. No entanto, geralmente, basta se expressar a resposta em função de uma variável de interesse (vida de um produto, resistência do material, tensão, etc.). Por exemplo, no experimento da guia de combustível, a resposta é constituída pelos máximos algébricos provenientes da análise de elementos finitos.

O **tipo de resposta desejada** costuma ser expresso como: (1) maior é melhor; (2) menor é melhor; (3) nominal é melhor. Esta classificação foi introduzida originalmente pelos estudos de projeto de parâmetros. No entanto, os conceitos são que (1) e (2) sugerem experimentos que explorem a superfície de resposta ou otimizem o sistema, muito embora até mesmo para um experimento de seleção de variáveis se pode selecionar os níveis de acordo com este critério. Em relação ao tipo (3), os projetos para implementar a robustez ao sistema são mais apropriados.

Uma vez que a resposta está definida, torna-se possível definir os **sistemas de medição** necessários e, portanto, os equipamentos necessários. A metrologia é a disciplina que proverá aos agentes de projeto qual o método mais apropriado para a resposta desejada, em função do sistema de medição escolhido. A precisão do sistema de medição deve ser auditada e, se necessário, aferida antes de iniciar o procedimento experimental. Outra consequência da definição da resposta e do sistema de medição é que se pode definir o tipo de unidade experimental, pois é possível saber como será medida a resposta e o que deseja-se medir.

Os procedimentos experimentais devem, portanto, incluir informações sobre os procedimentos de inspeção do sistema de medição e para realizar a coleta de dados.

### 5.2.2.3 Etapa para selecionar o grupo de delineamentos mais apropriados

Nesta etapa, a equipe de trabalho deve buscar selecionar o grupo de delineamentos mais apropriados em função de três variáveis: (1) a classe do projeto experimental; (2) o número de níveis; (3) o número de fatores.

Embora existam muitos tipos de delineamentos possíveis para cada tipo de classe de projeto experimental, não foi possível, neste trabalho, abordar a todos. O processo de seleção, embora limitado pelos delineamentos apresentados nesta dissertação, pode ser aplicado aos demais delineamentos experimentais. Assim, esta sistemática será dissertada apenas sobre o ponto de vista dos delineamentos do tipo  $N^2$ ,  $N^k$ ,  $2^k$ ,  $2^{k-p}$ ,  $3^k$  e  $3^{k-p}$ . Embora a formulação estatística para os delineamentos do tipo  $N^k$ ,  $3^k$  e  $3^{k-p}$ , não tenham sido diretamente abordados, as conclusões para os experimentos  $N^2$ ,  $2^k$ ,  $2^{k-p}$  também são válidas para eles.

Outra restrição para a seleção do experimento deve ser baseada na análise de viabilidade, a próxima etapa do projeto conceitual. Assim, o quadro 5.7 apresenta as soluções conceituais para serem submetidas a um critério de seleção sob o ponto de vista da equipe de trabalho.

**QUADRO 5.7 – Seleção do grupo de delineamento experimental**

Tipo de experimento	Delineamento Sugerido	
Seleção de variáveis	$2^k$	$3^k$
Comparação de tratamentos	$N^2$	$N^k$
Exploração da superfície de resposta	$2^k$	$3^k$
Otimização do sistema	$2^k$	$3^k$
Implementar robustez ao sistema	$2^k$	$3^k$

Em geral, os delineamentos do grupo  $2^k$  são mais vantajosos do que os do grupo  $3^k$ , para selecionar variáveis, pois o primeiro fornece uma boa análise a um reduzido número de observações necessárias. O segundo é mais aconselhável se a equipe de projeto realmente tiver o interesse em uma superfície de resposta cuja suspeita de curvatura é grande.

Já, para os experimentos de comparação de tratamentos, experimentos que permitem a avaliação de vários níveis podem ser avaliados pela ANOVA (se for apenas um único fator) ou pelo grupo  $N^k$  (uma extensão dos conceitos apresentados para os experimentos do tipo  $N^2$ ). Observar que são possíveis os grupos  $2^2$  e  $3^2$  como solução para este tipo de experimento.

Os métodos de exploração da superfície de resposta e de otimização do sistema estão interessados em ajustar modelos de regressão a uma superfície de resposta. Se o modelo desejado for linear, então dois níveis são suficientes. Para modelos quadráticos ou cúbicos, no entanto, o número de níveis são, respectivamente, 3 e 7.

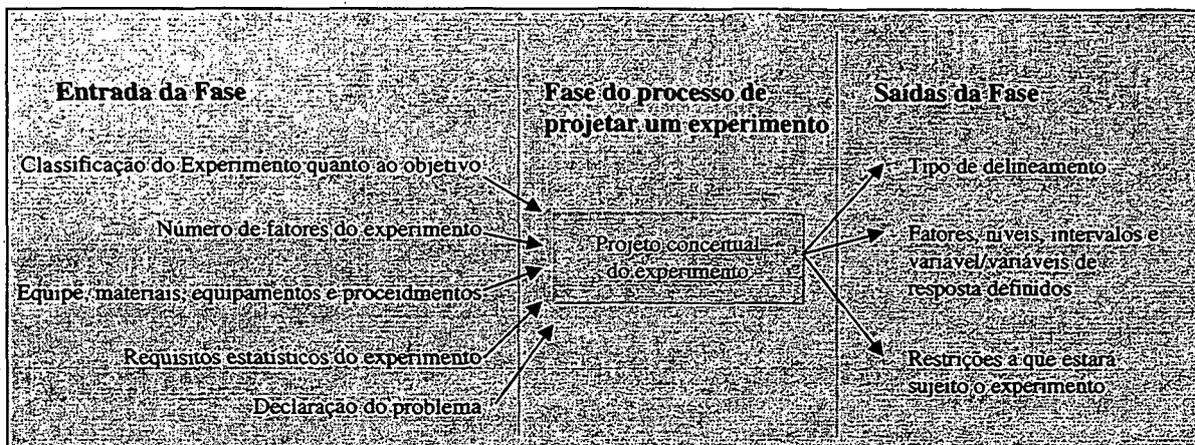
O experimentos para implementar robustez ao sistema podem utilizar a combinação dos tratamentos que não possuam pseudônimos para determinar o efeito dos fatores não-controláveis (ruído) de forma clara e precisa. Nesta etapa, no entanto, basta selecionar em função dos níveis definidos.

Para o experimento da guia de combustível, a classe do experimento é de seleção de variáveis. Como o número de níveis é 2, então será selecionado o grupo  $2^k$  para dar prosseguimento às etapas do processo de projeto de um experimento.

### 5.2.2.4 Etapa de verificação do projeto conceitual do experimento

A verificação do projeto conceitual do experimento pode ser realizada através de uma *check-list*, a qual é apresentada no apêndice IV.

A figura 5.5 apresenta as variáveis de entrada e saída do processo decisório do projeto conceitual.



**FIGURA 5.5** – Entradas e saídas da fase de projeto conceitual de um experimento

### 5.2.3 Fase de projeto preliminar do experimento

A fase do projeto preliminar de um experimento pode ser subdividido em quatro etapas: (1) determinação do tamanho da amostra; (2) determinação da resolução do delineamento desejado; (3) seleção da família de delineamento experimental mais apropriado; (4) verificação do projeto preliminar.

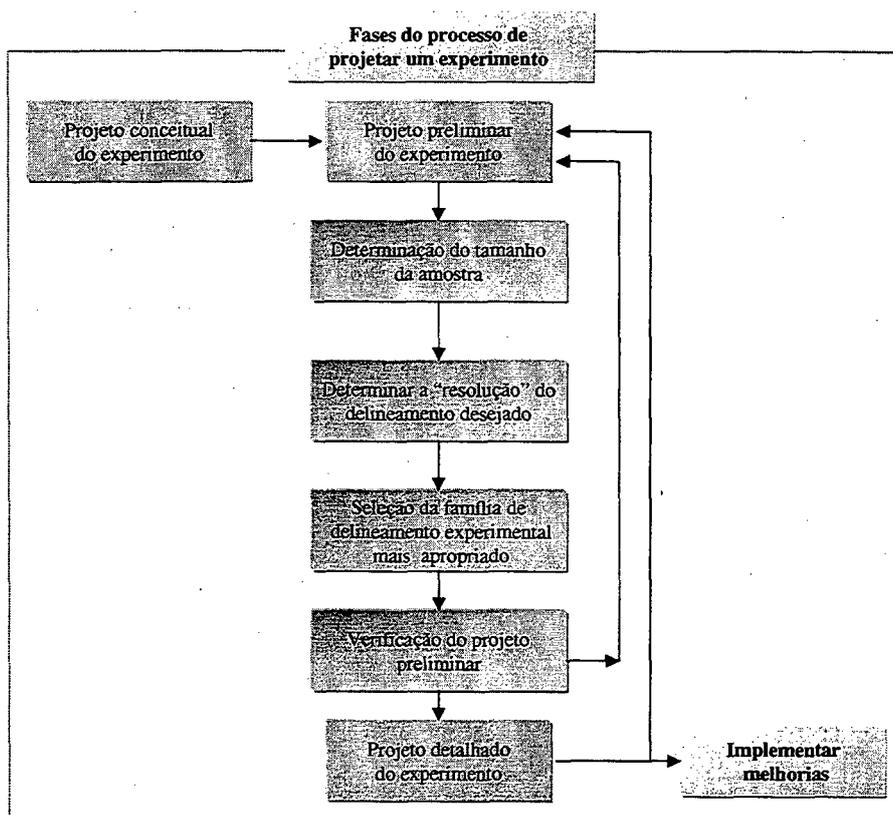


FIGURA 5.6 – Processo decisório do projeto preliminar de um experimento

#### 5.2.3.1 Etapa para determinar o tamanho da amostra

Para determinar o tamanho da amostra utilizam-se os valores já determinados para o nível de significância e para o poder do teste. Para calcular o tamanho da amostra basta utilizar o procedimento descrito na seção 2.10, utilizando as curvas de operação características no apêndice II.

### 5.2.3.2 Etapa para determinar a resolução do experimento

A resolução do experimento é uma indicação da capacidade do delineamento em fornecer informações a respeito dos efeitos principais e suas interações. Quanto maior for a resolução do delineamento, menor o número de pseudônimos de baixa ordem no experimento.

Outro ponto a ser considerado é que quanto maior for a resolução do delineamento, maior o número de projeções possíveis para o experimento. Isto é útil para compreender melhor as interações, reduzindo a estrutura de pseudônimos do experimento. Por exemplo, se os agentes de projeto estão interessados em estimar o efeito dos fatores de primeira ordem (Efi – fatores principais) sem que estes possuam pseudônimos, então delineamentos de resolução IV ou V devem ser selecionados. Por exemplo, para o experimento da guia de plástico, os agentes de projeto acreditam que as possibilidades de ocorrerem interações entre os fatores é muito pequena. Decide-se, então, optar por um experimento de resolução III, visto que, embora os efeitos principais tenham pseudônimos com efeitos de segunda ordem (Efi), estes estão sendo considerados como insignificantes. No quadro 5.8, apresenta-se uma síntese gráfica do conceito de resolução e sua relação com a estrutura de pseudônimos do experimento.

**QUADRO 5.8** – Relação entre a resolução do projeto e os pseudônimos

R	Ef i	Ef ii	Ef iii
V	Livre	pseudônimos	
IV	Livre	pseudônimos	
III	pseudônimos		
		pseudônimos	

### 5.2.3.3 Etapa para selecionar a família de delineamento experimental

A etapa para selecionar a família de delineamento experimental depende dos seguintes requisitos: (1) tamanho da amostra; (2) determinar a necessidade ou não de replicação; (3) determinar a necessidade de trabalhar com blocos.

No entanto, a **seleção da família de delineamento** experimental pode ser descrita como função do número de fatores e da resolução desejada para o projeto. Por exemplo, para o caso da análise de FEA para a guia de combustível, determinou-se que o número de fatores é igual a sete e que a resolução desejada para o experimento é R III. Então, de acordo com o quadro 5.9, a família de delineamento desejada é do tipo  $2^{7-4}$ . O quadro 5.9 apresenta os fatoriais completos (C) e as resoluções dos delineamentos, em função do número de fatores e do número de combinações dos tratamentos desejados (o que implica o tamanho desejado da amostra).

**QUADRO 5.9** – Seleção do delineamento em função da resolução e do número de fatores

**Resolução dos delineamentos apresentados**

Resolução V ou maior    
  Resolução IV    
  Resolução III

Número de runs	Número de Fatores														
	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	
4	C														
8		C	$2^{4-1}$												
16			C	$2^{5-1}$	$2^{6-2}$	$2^{7-3}$	$2^{8-4}$								
32				C	$2^{6-1}$	$2^{7-2}$	$2^{8-3}$	$2^{9-4}$	$2^{10-5}$	$2^{11-6}$	$2^{12-7}$	$2^{13-8}$	$2^{14-9}$	$2^{15-10}$	
64					C	$2^{7-1}$	$2^{8-2}$	$2^{9-3}$	$2^{10-4}$	$2^{11-5}$	$2^{12-6}$	$2^{13-7}$	$2^{14-8}$	$2^{15-9}$	
128						C	$2^{8-1}$	$2^{9-2}$	$2^{10-3}$	$2^{11-4}$	$2^{12-5}$	$2^{13-6}$	$2^{14-7}$	$2^{15-8}$	
256							C	$2^{9-1}$	$2^{10-2}$	$2^{11-3}$	$2^{12-4}$	$2^{13-5}$	$2^{14-6}$	$2^{15-7}$	

De acordo com o quadro 5.9, para um delineamento do tipo  $2^{7-4}$ , são necessárias apenas oito observações para completar o experimento. De modo geral, se o número de runs (combinações dos tratamentos) for inferior ao tamanho da amostra definido, é possível atingir este requisito através da replicação. Para o experimento da guia, os agentes de projeto acharam sensato coletar os dez maiores pontos de máximo algébrico para determinar a resposta do experimento. Agora este experimento possui 80 observações. Os geradores e a relação de definição do projeto podem então ser obtidos (ver quadro 5.10).

**QUADRO 5.10** – Geradores e relação de definição do experimento

<b>Geradores do projeto</b>
D = AB
E = AC
F = BC
G = ABC
<b>Relação de definição do projeto</b>
I = ABD = ACE = AFG = BCF = BEG = CDG = DEF = ABCG = ABEG = ACDF = ADEG = BCDE = BDFG = CEFG = ABCDEFG

Se há a necessidade de utilizar blocos no experimento, este é o momento de influenciar na escolha do delineamento experimental, de modo que se permita avaliar os blocos desejados (há porém uma limitação do número de blocos que um dado delineamento pode aceitar). Por exemplo, um experimento do tipo  $2^{6-2}$  possui 16 combinações dos tratamentos. Se os agentes de projeto especificarem que cada bloco contenha oito *runs*, então só é possível isolar dois fatores do tipo B em um experimento do tipo  $2^{6-2}$ . Note-se que, para um experimento do tipo  $2^{6-3}$ , que possui apenas oito *runs*, se a especificação do “tamanho” do bloco não for reduzida para quatro, não haverá blocos para este delineamento.

### 5.2.3.4 Etapa para verificar o projeto preliminar do experimento

Se o delineamento experimental já foi selecionado, então o número de amostras para atingir o poder do teste, especificado no projeto informacional, pode influenciar o número de replicações do experimento.

A figura 5.7 demonstra o fluxo de transformação das informações provenientes do projeto conceitual resultando nas informações para a fase do projeto detalhado de um experimento. Para verificar o projeto preliminar, basta auditar o delineamento obtido (estrutura de pseudônimos, blocos, replicações; tamanho da amostra, etc.); verificar se a ordem da coleta está de acordo com uma aleatorização do delineamento e garantir que os procedimentos experimentais estejam completos e descrevem o passo-a-passo para conduzir o experimento. O procedimento operacional para executar o experimento deverá ser detalhado a partir das definições obtidas ao final desta fase e fruto das decisões tomadas nas fases anteriores.

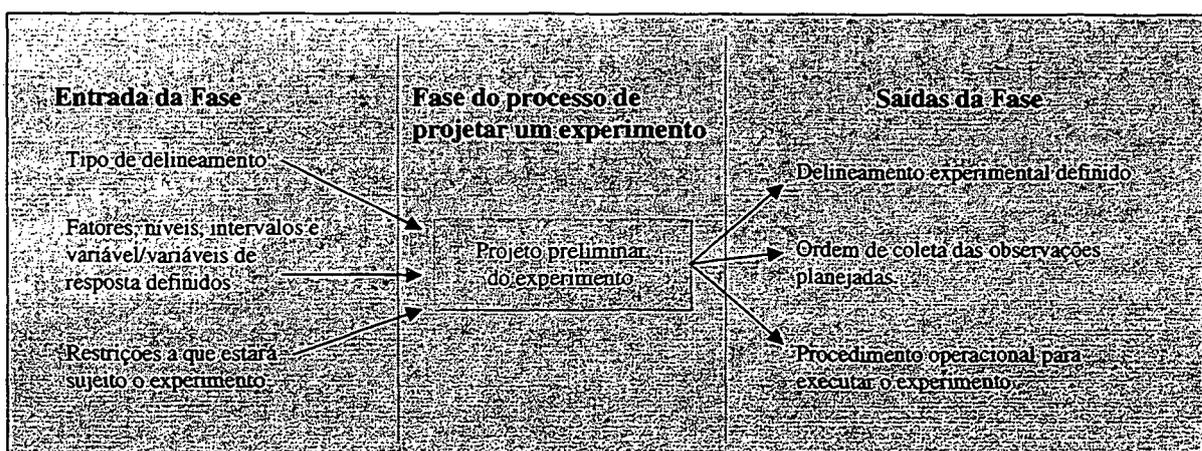
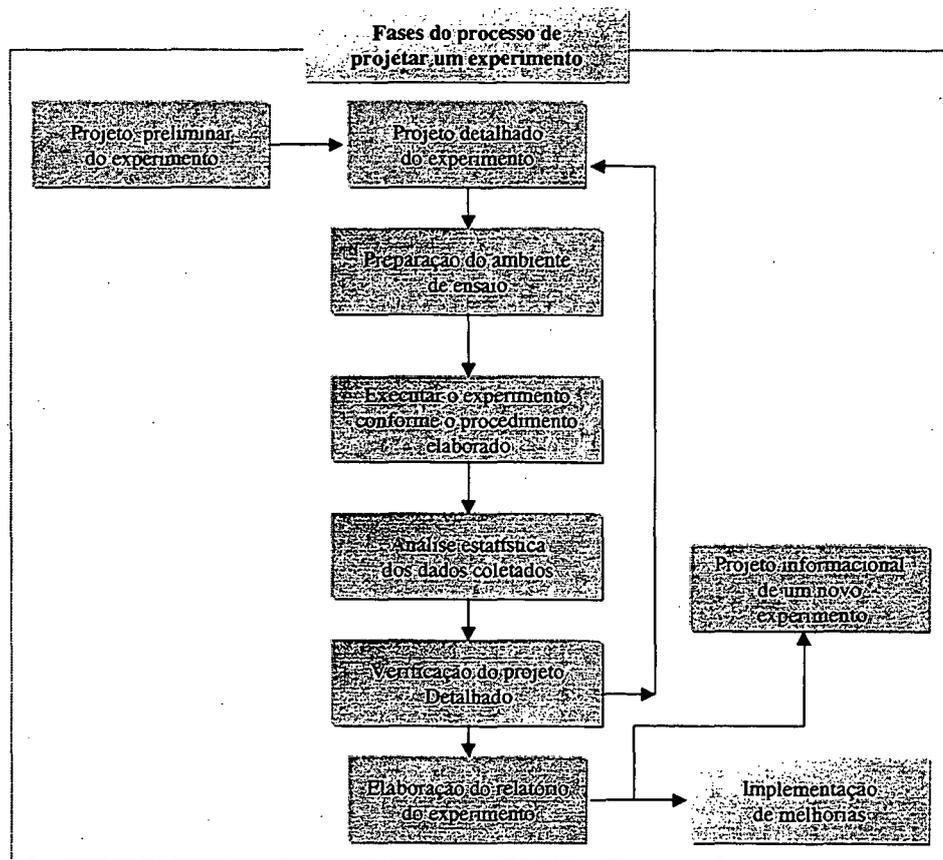


FIGURA 5.7 – Entradas e saídas da fase de projeto preliminar de um experimento

### 5.2.4 Fase de projeto detalhado do experimento

Após a determinação do delineamento e considerar os requisitos das fases anteriores, a equipe de projeto possui um plano e um procedimento<sup>24</sup> para conduzir o experimento. Desta forma, as etapas do projeto detalhado podem ser subdivididas em: (1) preparação do ambiente de ensaio; (2) execução do experimento, conforme o procedimento elaborado; (3) análise estatística dos dados coletados; (4) verificação do projeto detalhado; (5) elaboração do relatório do experimento. Estas etapas são apresentadas na figura 5.8.



**FIGURA 5.8** – Processo decisório do projeto detalhado de um experimento

<sup>24</sup> Este procedimento experimental considera desde a manipulação do material experimental e dos equipamentos utilizados até a definição da ordem de experimentação e as orientações para aferir o sistema de medição. Com as decisões tomadas no processo informacional, conceitual e preliminar de um experimento os agentes de projeto devem elaborar tal procedimento.

### 5.2.4.1 Etapa para a preparação do ambiente de ensaio

O ambiente de ensaio não necessariamente é o laboratório. Muitas vezes, o ambiente de ensaio é a própria linha de produção. No caso do desenvolvimento de novos produtos, um protótipo de linha de produção pode até ser construída, permitindo maior controle sobre as variáveis de projeto. Porém, geralmente, os experimentos são conduzidos em laboratórios especializados e bem equipados.

Neste caso, variáveis ambientais, como a umidade e a temperatura do ar, a pressão atmosférica, a aferição do sistema de medição, entre outras variáveis, devem ser controladas ou transformadas em blocos experimentais. Deve-se lembrar que, para os casos onde mais de uma pessoa execute o experimento, esta informação deve ser considerada um bloco experimental, permitindo que esta fonte de variação possa estar confundida com o efeito do bloco.

O procedimento experimental deve conter os métodos e as rotinas necessárias para a devida preparação do ambiente de ensaio. Este procedimento deve, sempre que possível, atender não só às normas da instituição como às normas técnicas nacionais e internacionais.

### 5.2.4.2 Etapa para execução do experimento

O experimento pode ser executado por mais de um operador ou não, este é um critério definido pela equipe dos agentes de projeto durante a fase de projeto preliminar, pois somente ao final desta fase é que se pode determinar com exatidão o tempo necessário para executar todas as combinações dos tratamentos. Uma alternativa interessante é que o agente de projeto designado para analisar os dados não seja o mesmo que executará o experimento. Isso contribuirá para que os dados não sejam analisados tendenciosamente.

Os procedimentos devem ter sido escritos com foco para permitir um procedimento de aleatorização sujeito às restrições (se houver) de algumas variáveis de projeto que sejam difíceis de variar (fatores classificados como “O” durante o projeto conceitual). Novamente, as normas técnicas nacionais e internacionais devem ser cumpridas sempre que conhecidas<sup>25</sup>. Por exemplo, o número de repetições da medição sobre uma unidade experimental pode e deve ser definida

---

<sup>25</sup> Uma extensa pesquisa bibliográfica sobre as normas existentes é aconselhável antes de definir um procedimento experimental, procurando, assim, garantir a validade dos resultados obtidos perante os órgãos homologadores.

pelo grupo de trabalho. Esta decisão encontra suporte nos fundamentos da metrologia e pode ser encontrada nas normas técnicas. Eventos durante a execução do experimento que possam vir a provocar restrições estatísticas à análise devem ser anotados para futuras considerações.

### 5.2.4.3 Etapa para análise dos dados

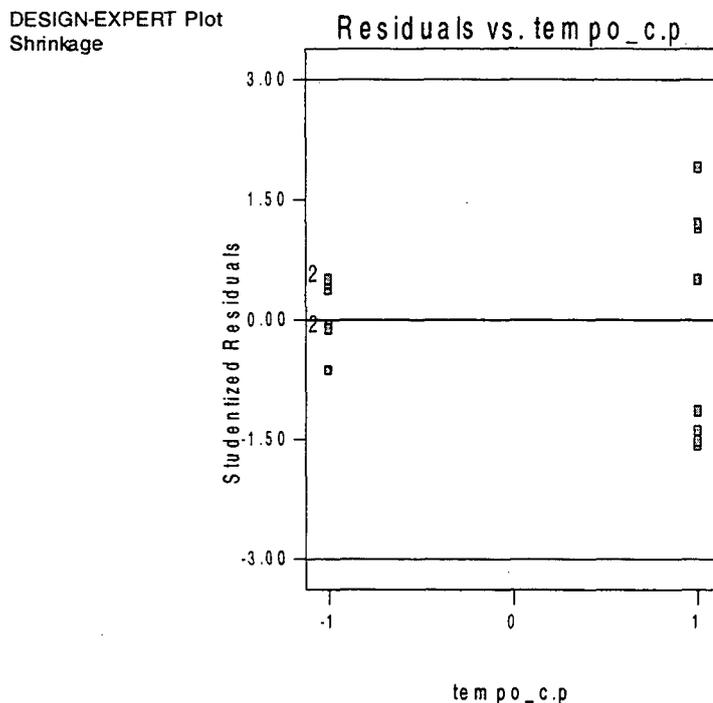
Em geral, após receber uma **planilha de coleta de dados**, que pode ser eletrônica ou não, o agente de projeto responsável pela análise prepara-se para executar as seguintes tarefas: (1) estimar o efeito dos fatores; (2) formular o modelo inicial; (3) análise de suficiência do modelo; (4) refinar o modelo inicial; (5) interpretar os resultados.

Para estimar o **efeito dos fatores**, o agente de projeto deve construir os contrastes do experimento e então calculá-los conforme foi apresentado na seção 2.11.2.3 e apresentá-los graficamente como os exemplos dados nas figuras 2.13 e 2.14 (principalmente se o experimento possuir apenas uma replicação).

É a partir desta análise que o agente de projeto selecionará os fatores mais relevantes para então conduzir um método que avalie as hipóteses de igualdade dos efeitos dos tratamentos. A esta atividade denomina-se **formulação do modelo inicial**. Geralmente, este método é a ANOVA, mas, em alguns experimentos para testar a confiabilidade, é necessário utilizar o método da máxima verossimilhança. Se a hipótese nula for aceita, então significa que entre os fatores escolhidos para o experimento, não existe diferença entre os efeitos que provocam na resposta. Não há, portanto, muito que decidir. Visto que, mesmo com níveis diferentes, os vários fatores afetam a resposta da mesma forma. Em geral, pelo menos um fator torna-se significativo, o que representa a rejeição da hipótese nula. Para determinar quais são os efeitos distintos, pode-se utilizar um método para comparação de tratamentos, como o método de Duncan (ver capítulo 2).

A próxima etapa consiste em **verificar a suficiência do modelo**, através dos métodos de análise de resíduos, e outros (apresentados no cap. 2), com o objetivo de verificar as hipóteses estatísticas que validam os resultados. Algumas vezes, a análise dos resíduos em função dos fatores pode revelar que há algum fator que está contribuindo para a variância do experimento. Isto acontece quando o fator não foi considerado como significante no modelo inicial, ou que em experimentos futuros este fator deve ser mais bem controlado. Por exemplo, no experimento do processo de injeção de plástico, ao se construir um gráfico dos resíduos em função do fator C

(tempo de contrapressão), pode-se notar, na figura 5.9, que há uma variabilidade na distribuição dos resíduos, o que não acontece para os demais fatores.



**FIGURA 5.9** – Gráfico dos resíduos em função do fator C  
(Saída gráfica do *software Design Expert*)

A esta atividade de verificar que (1) todos os fatores incluídos no modelo são significantes; (2) fatores que possuam fontes de variação não consideradas no modelo devem ser incluídos, denomina-se **refinamento do modelo inicial**. Perceba que, para o caso do experimento do processo de injeção de plástico, onde no modelo inicial a contração mínima para as peças fabricadas eram obtidas com os fatores A (temperatura do molde) e B (velocidade de injeção) nos níveis baixos, independentemente do nível do fator C (tempo de contrapressão). A inclusão do fator C no modelo auxiliou a incluir a fonte de variação. Como se pode notar, comparando as figuras 5.10 e 5.11, houve mudança considerável após a inclusão do fator C no modelo: agora, são os níveis A<sup>-</sup> B<sup>-</sup> C<sup>+</sup> os responsáveis pela minimização da contração no processo de injeção de plástico. Ambos os gráficos foram obtidos do *software Design Expert*.

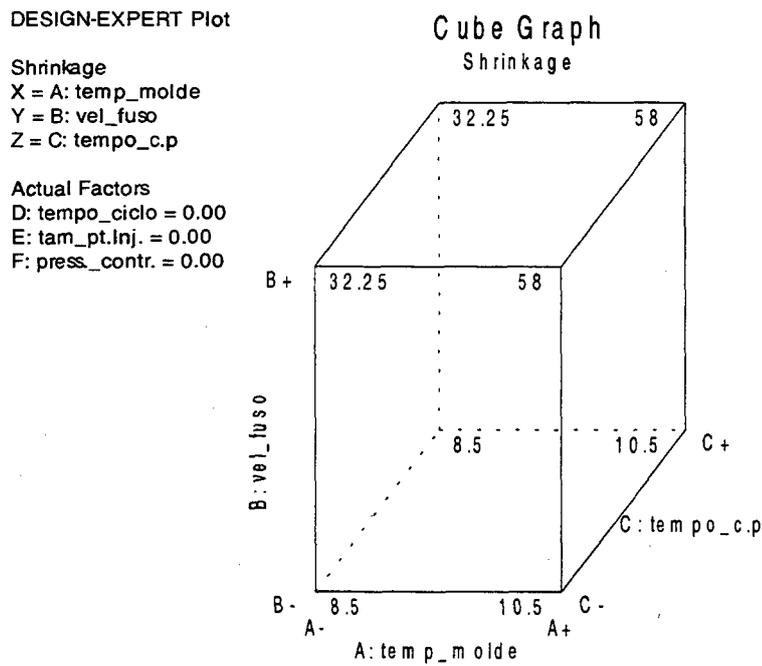


FIGURA 5.10 – Gráfico do cubo experimental, sem considerar o fator C no modelo.

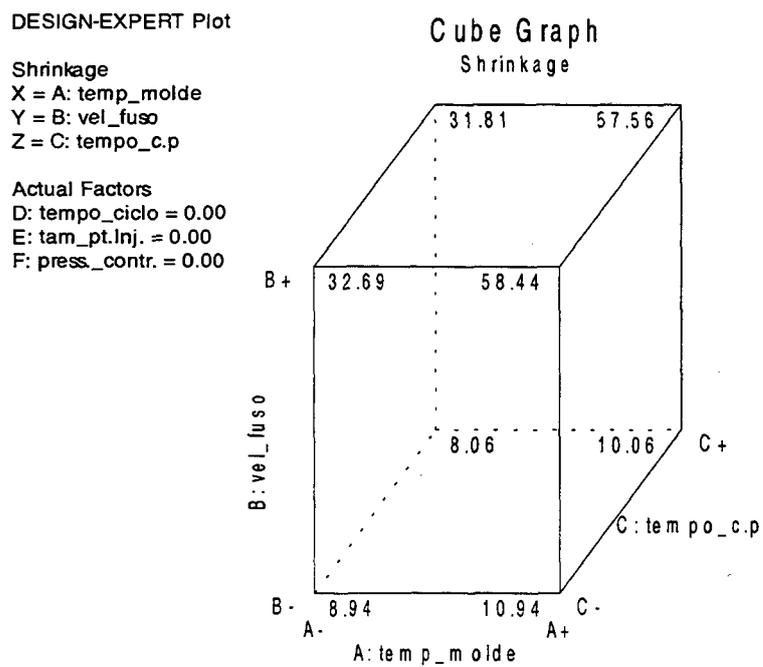


FIGURA 5.11 – Gráfico do cubo experimental, considerando-se o fator C no modelo.

A análise do experimento determinou, para o problema da contração, os fatores que realmente importam são apenas A, B e C e que seus níveis ótimos são, respectivamente, A<sup>-</sup>, B<sup>-</sup>, C<sup>+</sup>, cabe à equipe de agentes de projeto finalizar suas considerações com base no conhecimento de engenharia. Se o resultado do experimento estiver apoiado nos conhecimentos de engenharia e no senso prático da equipe de trabalho, deve-se passar para a próxima etapa da fase de projeto detalhado.

#### **5.2.4.4 Etapa para verificação do projeto detalhado do experimento**

Verificar o projeto detalhado é auditar os resultados experimentais e seus parâmetros e verificar se estes satisfazem aos requisitos especificados ao final da fase de projeto informacional, como, por exemplo, a precisão e as metas do experimento.

No caso da precisão do experimento não ter sido atingida, a equipe de trabalho deve considerar o custo-benefício de realizar um novo experimento para atingir a precisão especificada. Já, para o caso do experimento não ter atingido as metas, o grupo de trabalho deve tentar compreender os porquês e trabalhar, segundo Montgomery (1997), com uma das seguintes possibilidades: (1) mover o experimento para uma nova localização na região experimental para explorar uma aparente tendência na resposta; (2) adicionar uma nova fração para resolver as ambigüidades apresentadas na fração original; (3) mudar os níveis de alguns dos fatores porque eles podem ter sido especificados sobre intervalos de aplicação inapropriados; (4) abandonar os fatores considerados como insignificantes e adicionar novos fatores ao experimento; (5) replicar o experimento para melhorar as estimativas dos efeitos ou porque algumas das combinações foram realizadas inadequadamente (indicado pela presença de *outliers*, por exemplo); (6) adicionar pontos axiais para modelar uma curvatura aparente.

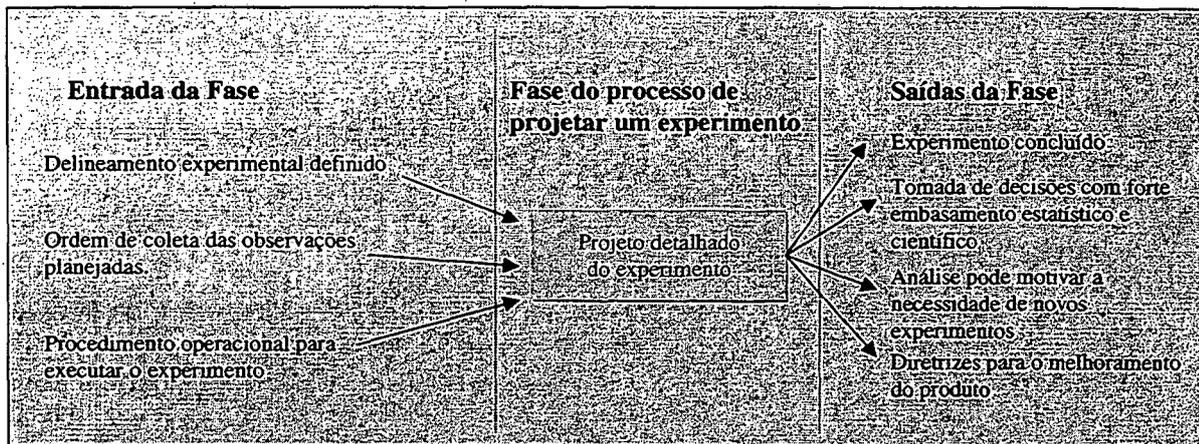
#### **5.2.4.5 Etapa para elaboração do relatório do experimento**

O relatório do experimento deve sempre justificar o sucesso ou não do experimento, além de exibir as hipóteses estatísticas consideradas, o modelo estatístico definido e, se houver fatores quantitativos no experimento, exibir a função aproximada para a superfície de resposta do experimento.

Devem ser tabulados os resultados da ANOVA ou do MLE, indicando os fatores significantes e quais são os níveis otimizantes da resposta para estes mesmos fatores.

Outra seção importante diz respeito às restrições estatísticas e sistêmicas às quais o experimento e suas conclusões estão sujeitas.

Assim, ao final do processo decisório para o a fase de projeto detalhado, os agentes de projeto possuem, a partir das necessidades para a solução de um problema, um conjunto de especificações capazes de implementar melhorias no sistema em estudo. Na figura 5.12, apresentam-se os requisitos e os produtos da fase de projeto detalhado.



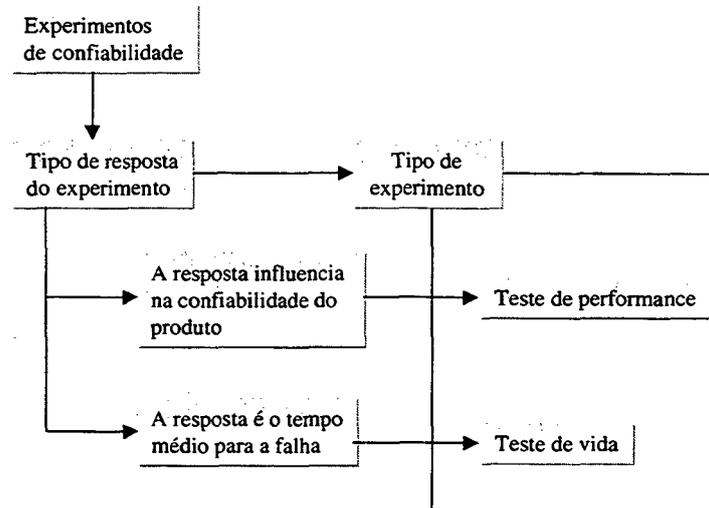
**FIGURA 5.12** – Entradas e saídas da fase de projeto detalhado de um experimento

### 5.3 Implementando melhorias na confiabilidade dos produtos através da utilização do DoE

A metodologia desenvolvida, na seção 5.2, pode ser aplicada aos projetos experimentais de uma forma generalizada. E os experimentos estatisticamente projetados para analisar problemas da engenharia da confiabilidade não necessitam de modificações em seus conceitos. Apenas as funções de densidade de probabilidade devem ser adequadas para o tratamento das análises de confiabilidade. As distribuições lognormal, exponencial e de Weibull são as distribuições mais utilizadas pelos agentes de projeto da área da confiabilidade.

Todo experimento é modelado em função de, pelo menos, uma resposta. Assim, para os experimentos de confiabilidade, o tipo de resposta definida durante a fase de projeto conceitual

de um experimento determina o tipo de teste de confiabilidade desejado. A figura 5.13 relaciona estes testes em função do tipo de resposta definido para o experimento.



**FIGURA 5.13** – Tipo de experimento para testes de confiabilidade

Quando a **variável de resposta influenciar na confiabilidade do produto**, deseja-se determinar qual é a combinação ótima dos tratamentos para minimizar o impacto da variável de resposta no experimento. Por exemplo, no experimento da guia de combustível, deseja-se maximizar a resistência da peça para o caso de carregamento crítico. Desta forma, indiretamente, os agentes de projeto são capazes de implementar melhorias à confiabilidade do produto, visto que este ficou mais resistente. Outro exemplo é o caso do processo de injeção de plástico. Se a contração for minimizada, então as tensões residuais na peça também serão, evitando que a peça falhe para carregamentos abaixo do projetado. Desta forma, também indireta, é possível melhorar a confiabilidade do produto através de uma especificação mais realística dos parâmetros de projeto e de processo. Os testes que se devem executar nestes casos são testes de performance e podem ser analisados através da análise de variância para cada tipo de delineamento.

Porém, se a **variável de resposta é o tempo médio para a falha**, ou outro parâmetro de confiabilidade como a vida ou o desgaste de uma peça, então serão necessários empregar testes de vida ou de degradação. Nestes casos, é freqüente o surgimento de censuras. Assim, os testes de “vida” podem ser classificados em: (1) censurados; (2) não censurados. Para os experimentos do tipo (2), a análise do DoE pode ser obtida através de uma análise de variância, como nos dois

experimentos que avaliaram a vida de baterias no capítulo 2. Se for desejável, uma metodologia sequencial de experimentação pode ser utilizada e experimentos do tipo exploração da superfície de resposta ou otimização do sistema podem ser utilizados para determinar um ponto de ótimo global em que a confiabilidade é máxima. Dependendo da qualidade do produto ou do tipo de falha que se deseja reproduzir, pode ser necessário utilizar técnicas de ensaios acelerados. Estas técnicas, no entanto, precisam de um domínio do fenômeno em estudo para evitar que as extrapolações realizadas por estes métodos sejam válidas também para o produto sobre as condições normais de utilização. Nelson (1990) apresenta um estudo extenso sobre a aplicação destes métodos para melhorar a confiabilidade dos produtos.

Para o caso (1), existem duas abordagens possíveis. A primeira consiste em aproximar as observações censuradas como se elas tivessem realmente falhado. A segunda abordagem consiste em realizar um teste de hipótese para sendo que a razão de verossimilhança ( $\Gamma$ ) é a estatística de teste para o teste de hipóteses.

Tratar experimentos censurados, como se fossem não censurados, só devem ser utilizados se os agentes de projeto acreditarem que as unidades experimentais iriam falhar em um instante de tempo não muito distante do momento de censura. Neste caso, o projeto de experimento pode ser avaliado, utilizando-se a análise de variância apropriada para o tipo de delineamento escolhido. Esta abordagem pode ser utilizada para testes de vida acelerados ou não.

Já, quando as censuras não podem ser “aproximadas” como falhas, se faz necessário substituir a ANOVA pelo método da máxima verossimilhança através dos quais obtém-se as estimativas da máxima verossimilhança (MLE). Com base nestas estimativas são calculadas as razões de verossimilhança para cada estimativa ( $\Gamma$ ). Para o efeito de um tratamento ser significativo,  $\Gamma$  deve ser maior do que o valor para a estatística da distribuição  $\chi^2$  com um grau de liberdade e nível de significância  $\alpha$  ( $\Gamma > \chi_{1,\alpha}^2$ ).

Segundo Wu e Hamada (2000), o *software* SAS (*Statistical Analysis System*) é composto por vários módulos estatísticos, também denominados de procedimentos. É no módulo RELIABILITY<sup>®</sup> que as estimativas da máxima verossimilhança são calculadas.

Os testes de degradação são uma alternativa para aqueles projetos cuja característica da confiabilidade já está bem incorporada ao projeto, tornando-se difícil ensaiar até a falha. Esta dificuldade apresenta-se na forma da necessidade de estresses maiores para levar as unidades experimentais à falha. Neste cenário, as conclusões obtidas de ensaios acelerados são muito difíceis de ser obtidas objetivamente, visto que, quanto maiores os fatores de aceleração, tanto

menos provável será a correlação do mecanismo de falha apresentado no experimento com os mecanismos de falha que ocorrem no ambiente de operação do equipamento. Este tipo de experimento, desde que conhecidas as leis de degradação e sua taxa de degradação, podem ser analisados segundo as técnicas apresentadas no capítulo 2.

### 5.4 Aplicação do DoE nas diversas fases do projeto

Demonstrou-se que é possível utilizar um processo de racionalização como a metodologia de projeto de produtos industriais para auxiliar no processo de projeto de um experimento. Buscou-se mostrar que a confiabilidade pode ser melhorada através do uso de projetos de experimento. A figura 5.14, apresentada por Santos e Dias (2000), sugere uma das formas de utilizar o DoE para implementar melhoria na confiabilidade dos produtos. O processo de projeto representa as fases da metodologia de projeto, sugerindo-se, portanto, que o DoE pode ser integrado em cada uma das fases da metodologia. Exemplos de como o DoE poderia ser integrado com as fases do processo de racionalização do projeto podem ser encontrados nos capítulos 3, 4 e 5. Autores como Terninko (1997), por exemplo descreve como o QFD, TRIZ e Taguchi (leia-se DoE) formam um processo sinérgico em benefício do processo de projeto.

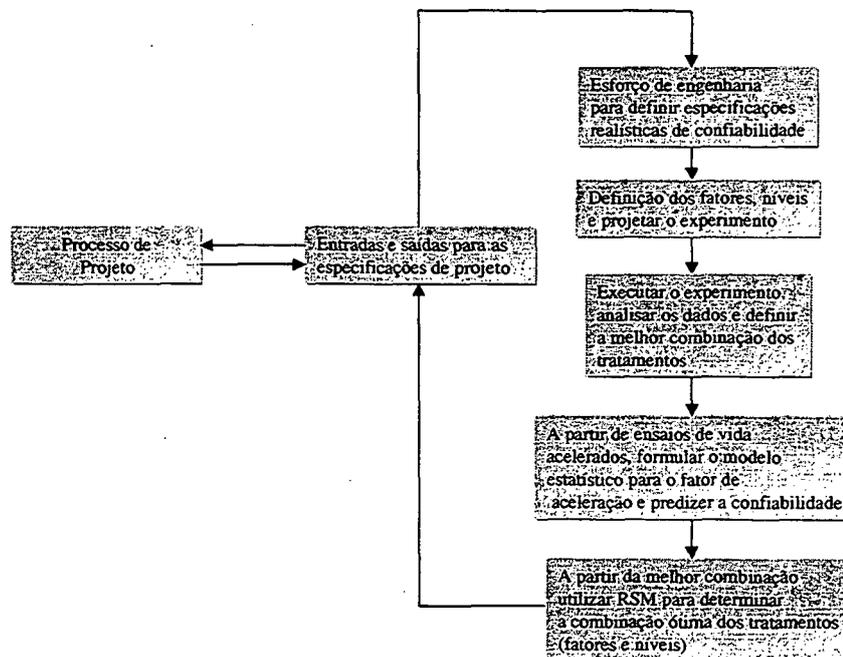


FIGURA 5.14 – Integração do DoE no processo de projeto para melhoria da confiabilidade.

## 5.5 Aplicação de softwares para auxiliar as atividades de análise do DoE.

Durante o desenvolvimento deste trabalho, alguns softwares comerciais, em suas versões demo, foram avaliados de acordo com a flexibilidade para aplicar as fases do projeto de um experimento.

Notou-se que dois deles são mais orientados para a criação das matrizes experimentais e de sua análise posterior. Outros dois estavam mais focados em orientar o usuário para os passos sequenciais necessários para avaliação correta dos resultados.

Dois deles possuem um pacote de elementos estatísticos adicionais, o que torna o software mais flexível para as atividades do dia-a-dia, mas esta flexibilidade, em um dos casos, penalizou a orientação dos experimentos pela falta de boas análises descritivas. Por análise descritiva, quer se dizer um conjunto de frases padronizadas que auxiliam o usuário a interpretar o experimento. Um exemplo deste tipo de análise padronizada é dado no quadro 5.11.

### QUADRO 5.11 – Exemplo de saída padronizada para uma ANOVA.

Análise fornecida
<p><i>Valores de “Prob &gt; F” menores do que 0,0500, indicam os termos do modelo que são significantes. Neste caso A, B são termos significantes do modelo.</i></p> <p><i>Valores maiores que 0.1000 indicam os termos do modelo que não são significantes.</i></p> <p><i>Se existirem muitos termos do modelo insignificantes (descontando os necessários para suportar a hierarquia), uma redução do seu modelo poderá melhorá-lo.</i></p>

Com a experiência introdutória aos softwares especializados para resolverem problemas de estatística e, em particular, problemas de DoE, notou-se que já há uma tendência do mercado em oferecer *softwares* que facilitem o planejamento, a preparação, a análise e as conclusões do experimento.

Sistemas especialistas que fizessem o papel de “caixa preta”, para realizar as análises estatísticas, auxiliassem nos processos decisórios que definirão o experimento e também fornecessem análises padronizadas muito auxiliariam os agentes de projeto, pois estes devem, primeiramente, preocupar-se com o desenvolvimento do produto em si e o DoE deve apenas apresentar-se como uma ferramenta apropriada. Por fim, há um número muito maior de

softwares disponíveis no mercado, mas testar estes quatro *softwares* contribuiu para uma reflexão sobre a atividade de projetar um experimento.

## 5.6 Estudo de caso

Procurou-se integrar os conceitos da metodologia de projeto e dos procedimentos estatísticos para planejar um experimento de forma a elaborar um processo de projeto de um experimento. Cada uma destas fases será acompanhada com o desenvolvimento de um estudo de caso para a seleção de um componente crítico de um dado sistema: a bateria. Dispõe-se no mercado, duas novas marcas de bateria. Deseja-se saber se há entre as novas marcas de baterias, alguma que aumente a vida do componente.

Antes mesmo de iniciar o **projeto informacional** de um experimento, é interessante definir a equipe de trabalho. Para o estudo de caso pretendido são envolvidos um engenheiro de produto e um especialista em projeto de experimentos. O projeto informacional pode ser subdividido nas seguintes etapas: (1) definição do problema; (2) definição dos requisitos do experimento; (3) definição da logística e viabilidade do experimento; (4) verificação do projeto informacional.

O problema é identificado através de uma metodologia de análise e solução de problemas (MASP) a qual indica que o componente bateria é um item crítico para a confiabilidade do sistema. A descrição deste problema poderia ser: “selecionar uma marca de bateria de modo a aumentar a vida da bateria em semanas”. Uma meta define quantitativamente o problema e, neste caso, “deseja-se selecionar uma bateria que tenha baixo custo e vida elevada em relação à marca de bateria que está em uso no sistema atual”. Este experimento pode ser classificado de acordo com seu objetivo como um experimento para comparação de tratamentos, onde as variáveis relevantes seriam: (1) a marca da bateria; (2) o tipo de material da placa; (3) a temperatura de operação.

Os requisitos do experimento podem ser definidos como um nível de significância ( $\alpha$ ) igual a 0,05 e um poder do teste ( $1 - \beta$ ) igual a 0,95. A precisão desejada para este experimento é de aproximadamente 5%, o que implica no dobro do erro padrão (2.Se). O intervalo de validação deste experimento é apenas para as marcas de baterias ensaiadas, ou seja, as conclusões deste experimento só valem para as marcas de baterias utilizadas nos testes. Como procedimento de

aleatorização, se pode utilizar “softwares” de estatística. Neste passo, basta definir qual o procedimento será utilizado, visto que o tamanho da amostra ainda não está definido.

A logística do experimento tem início ainda na fase informacional, a qual consiste em definir os equipamentos necessários para executar os ensaios, o local onde será realizado o experimento e as condições do ambiente (temperatura, umidade) que possam influenciar na resposta do experimento. É nesta fase que os procedimentos operacionais para executar o experimento devem iniciar seu planejamento.

O estudo de viabilidade do experimento é realizado tendo em mente os benefícios atingidos caso a meta do experimento seja alcançada. Estes benefícios justificam o custo do experimento? Neste caso a equipe de projeto concluiu que é plausível continuar o projeto do experimento.

O **projeto conceitual**, com base nas especificações recebidas da fase de projeto informacional é composto das seguintes etapas: (1) classificar os fatores e escolher seus níveis e intervalos; (2) definir a(s) resposta(s) do experimento; (3) selecionar o grupo de delineamento experimental mais apropriado; (4) verificar o projeto conceitual.

As variáveis de projeto podem ser classificadas como fatores de controle (EC), fatores de ruído (ER), fatores tratados como um bloco (B), fatores mantidos num mesmo valor (O), fator a ser aleatorizado. A equipe de trabalho classificou os fatores relevantes ao experimento em: marca da bateria (EC); tipo de material da placa (O); temperatura de operação (O). Como são três as marcas de baterias disponíveis, este é um experimento com um único fator e três níveis, o que também define o número de intervalos de aplicação (as três marcas).

A variável escolhida para ser a resposta do experimento é a vida da bateria em semanas e, quanto maior for a resposta, tanto melhor. Este tipo de resposta é adequado para inferir sobre a confiabilidade do produto. Uma vez definida a resposta do experimento, a equipe do experimento deve determinar o sistema de medição mais apropriado para mensurar a grandeza desejada.

O grupo experimental selecionado é a classe de experimentos de fator único, visto que só temos um fator neste caso (marca da bateria).

Com um auxílio de uma lista de verificação das etapas (1) a (3) é possível avaliar o projeto conceitual do experimento. É importante registrar as restrições a que estará sujeito o experimento.

As etapas do **projeto preliminar** de um experimento podem ser classificadas em: (1) determinação do tamanho da amostra; (2) determinação da resolução do experimento; (3) seleção da família de delineamento experimental mais apropriado; (4) verificação do projeto preliminar. Para determinar o tamanho da amostra podem ser aplicadas várias técnicas, conforme apresentadas no capítulo 2 (p.30-33). A equipe de projeto decidiu utilizar curvas de operação característica (ver apêndice II e equação 2.12) para determinar o tamanho da amostra.

Estas curvas levam em consideração alguns dos requisitos de projeto como o nível de significância e o poder do teste. A equipe do experimento calcula, com base nos requisitos de projeto e da curva de operação característica o tamanho de amostra necessário para atingir os requisitos do experimento. Neste caso serão necessárias quinze observações (cinco para cada nível do experimento).

Como o grupo experimental escolhido é do tipo fator único, não há uma resolução para este experimento, visto que não há outros fatores, também não há interação.

O delineamento experimental mais apropriado é uma análise de variância simples, com efeitos dos fatores fixos. O engenheiro de produto, por experiência, não espera que os dados sejam censurados, o que justifica a escolha.

A etapa de verificação do projeto preliminar consiste em: (1) verificar se o procedimento experimental para executar os ensaios está bem redigido e definido; (2) garantir que o delineamento experimental foi escolhido; (3) determinar a ordem da coleta das observações.

Conforme se decidiu no projeto informacional, a equipe utilizou um “software” para definir a aleatorização do experimento. Os resultados podem ser observados no apêndice V(a).

Certo de que os métodos para calibrar e aferir o sistema de medição e que o procedimento de coleta dos dados está claro e os procedimentos experimentais estão documentados, então se deve passar para a fase de projeto detalhado de um experimento.

As etapas do **projeto detalhado** de um experimento podem ser classificadas como: (1) preparação do ambiente de ensaio; (2) execução do experimento conforme o procedimento elaborado; (3) análise estatística dos dados coletados; (4) verificação do projeto detalhado; (5) elaboração do relatório do experimento.

A preparação do ambiente de ensaio responde pelo treinamento dos recursos humanos disponíveis, qualificando-os no procedimento experimental documentado. O ambiente onde será realizado o experimento deve ser monitorado. Um bom exemplo é a temperatura ambiente, que neste caso decidiu-se por manter-se fixa, ou seja, deve-se controlá-la. Garantir o controle de temperatura do ambiente é, portanto, uma atividade de preparação do ambiente. Outra atividade

é aferir e calibrar o sistema de medição segundo normas específicas e de acordo com o procedimento estabelecido.

O experimento deve ser executado de acordo com a ordem estabelecida de coleta e toda e qualquer anomalia que venha a ocorrer durante o procedimento experimental deve ser anotada. É interessante que a equipe que irá executar o experimento não seja a mesma que projetou o experimento. Esta técnica favorece a idoneidade dos dados, evitando uma análise tendenciosa.

As respostas das combinações dos tratamentos para o experimento da vida das baterias são apresentadas na Tabela 2.1. A análise estatística consiste em calcular os efeitos dos tratamentos (marcas de bateria) de acordo com uma análise de variância. O modelo estatístico deste problema é representado pela equação 2.16. As equações para a ANOVA deste modelo foram definidas na tabela 2.8 e seu resultado demonstrado na tabela 2.9 e como já demonstrado no capítulo 2, a hipótese nula é rejeitada. E através do método de Duncan determina-se pelas equações de 2.32 a 2.37 que a marca 1 e 3 são estatisticamente distintos da marca 2 e não o são entre si. A análise de resíduos exemplificada no capítulo 2 (p.41-46) demonstra a suficiência do modelo estatístico adotado.

Supondo que a marca 1 seja mais barata do que a marca 3, isto implica na oportunidade de trocar a atual marca de bateria (marca 2) por uma de melhor desempenho, por um custo relativamente menor. A figura 2.4 nos mostra uma comparação gráfica entre as médias dos tratamentos deste estudo de caso.

Como os objetivos do experimento foram atingidos, não será necessário realizar experimentos adicionais. No relatório do experimento o parecer da equipe deve ser evidenciado, por exemplo: “(...) se a marca 1 substituir a marca 2 (atual) espera-se obter um aumento de 15 semanas na vida média das baterias, contribuindo assim para melhorar a confiabilidade do sistema”.

Neste relatório, as sugestões devem ser registradas com clareza, permitindo que uma análise posterior possa decidir as modificações necessárias, ou não, no produto. Por exemplo, o intervalo de confiança para o tempo médio para falha (MTTF) das marcas de bateria, segundo a distribuição de Weibull é apresentado na figura 2.5. A decisão de engenharia da confiabilidade em adotar a marca 1 ou 3 como substituta da marca utilizada dependerá de outras restrições de projeto. A confiabilidade do sistema que contém a bateria pode ser melhorada conforme se comentou na seção 3.8.

## 5.7 Considerações finais

Através da sistemática proposta, os agentes de projeto, ao lidarem com os problemas de engenharia, podem projetar um experimento para ao final do processo de projeto detalhado de um experimento, estar de posse de parâmetros de engenharia realísticos.

Se as atividades são da confiabilidade, mesmo na presença de censuras os agentes de projeto, podem contar com uma ferramenta capaz de lidar com muitas variáveis de engenharia e definir os parâmetros que maximizem a confiabilidade dos produtos. Se o enfoque for determinístico, tanto melhor, pois neste caso estudam-se os fatores que afetam um determinado modo de falha, para então tornar o produto robusto à variabilidade destes fatores, reduzindo a probabilidade de ocorrência do modo de falha em questão.

A sistemática proposta foi apresentada com base nos experimentos fatoriais com dois níveis e  $k$  fatores. No entanto, o processo decisório de projetar um experimento não depende do tipo de delineamento.

Implementar a confiabilidade nos produtos industriais, utilizando-se o DoE, é facilitada através de uma sistematização que oriente e auxilie o agente de projeto a resolver seus problemas e, no caminho, ganhar algum conhecimento extra sobre o sistema.

## 6. CONCLUSÃO

### 6.1 Sobre os objetivos e as metas atingidas

Para esta dissertação apresentou-se o seguinte objetivo: sistematizar o uso de uma ferramenta da estatística denominada projeto de experimentos, com uma linguagem usual aos agentes de projeto, de forma a permitir a implementação de melhorias na confiabilidade dos produtos industriais.

Uma sistematização foi apresentada, utilizando-se do processo de racionalização do processo de projeto. Visto que a sistemática proposta apropriou-se da terminologia de metodologia de projeto, espera-se que através de um processo de racionalização de um experimento dotado de uma linguagem usual a seus usuários, a ferramenta projeto de experimentos seja aproximada dos agentes de projeto. Quando o agente de projeto souber formular um problema da Engenharia da Confiabilidade e analisá-lo de acordo com as fases do processo de projeto de um experimento, estará apto a aplicar o DoE para implementar melhorias na confiabilidade de seu produto em projeto. Esta sistematização foi apresentada com uma análise apenas sobre delineamentos com dois níveis e k fatores e um estudo de caso com um único fator, mas pode ser estendida para outros tipos de delineamentos. Isto, no entanto, deixou-se para trabalhos futuros.

Apresentou-se outro paradigma para classificar as atividades (enfoques) dos agentes de projeto da confiabilidade. Conclui-se que uma boa equipe de projeto deverá estar capacitada para trabalhar pela ação sobre o produto, pois tanto no projeto do sistema (onde são considerados os efeitos de vários modos de falha simultaneamente) como no projeto de componentes (levando-se em conta a física da falha) a confiabilidade encontra alguma tarefa. Experimentos para ambas as situações podem ser imaginados para auxiliar a atingir e, por que não, ultrapassar as metas estabelecidas. Se o agente de projeto tem um problema identificado e deseja planejar um experimento, se este puder ser descrito sob a forma da(s) resposta(s) esperada(s), do número de variáveis de projeto envolvidas e do número de níveis, então o DoE pode ser aplicado. Para projetar o experimento, a sistemática proposta pode ser utilizada como processo de racionalização. Ao final do processo de projeto de um experimento, o agente de projeto obtém

especificações de melhoria da função de projeto desejada (que pode ser a confiabilidade). Assim, considera-se que a tese de que o DoE implementa melhorias na confiabilidade foi demonstrada com o apoio da literatura consultada, da sistemática desenvolvida e do estudo de caso apresentado.

## 6.2 Contribuições

Uma das contribuições desta dissertação está no fato de trazer o projeto de experimentos para uma discussão sobre o seu papel dentro das atividades dos agentes de projeto no contexto do desenvolvimento de produtos e as atividades da engenharia da confiabilidade no âmbito acadêmico.

Outra contribuição importante foi a sistematização de um processo de racionalização de um experimento, com base nas terminologias usuais da metodologia de projeto, visando à aproximação dos agentes de projeto ao projeto de experimentos.

Embora o projeto de experimentos seja utilizado para implementar melhorias na confiabilidade em outros países, notavelmente nos EUA e no Japão, esta é uma discussão que necessita ser mais aprofundada pela academia brasileira. Desta forma, este trabalho, vem contribuir para gerar um momento para dar início a discussões ainda mais especializadas neste assunto no âmbito acadêmico de nosso país.

## 6.3 Propostas para trabalhos futuros

Este trabalho, por não ter possuído tempo hábil para validar através de, pelo menos, um experimento prático a sistemática proposta, sugere como primeiro trabalho futuro a validação da sistemática apresentada, onde experimentos de várias áreas da engenharia mecânica poderiam ser projetados a partir da sistemática proposta e, através de um critério de adequação do método à prática, validar o processo de racionalização do projeto de um experimento.

Uma outra pesquisa, complementar à pesquisa proposta no parágrafo acima, seria difundir as idéias da sistemática proposta e registrar o retorno da informação (*feedback*) dos agentes de projeto entrevistados, de modo a validar a hipótese que o DoE foi, de fato, aproximado adequadamente às suas necessidades.

Particularmente, em relação à implementação da melhoria da confiabilidade através da utilização de DoE, sugere-se que um estudo mais especializado sobre ensaios acelerados, métodos de degradação e física da falha sejam realizados, contribuindo para aumentar a compreensão sobre as técnicas utilizadas para que os agentes de projeto possam atuar de modo determinístico com parâmetros da confiabilidade.

Outra linha de pesquisa é o desenvolvimento de um sistema especialista para auxiliar os agentes de projeto a projetar um experimento segundo a sistemática proposta. Um conjunto de análises automáticas, como apresentado no capítulo 5, muito facilitaria a disseminação da aplicação de projeto de experimentos entre os agentes de projeto.

## 6.4 Considerações finais

Dissertar é uma arte. Foi uma experiência ímpar ter realizado esta jornada intelectual, trocando idéias com as pessoas sobre os temas abordados neste trabalho. Ter apresentado o “*paper*”, fruto da pesquisa desta dissertação, “*Integration of reliability and product design using design of experiments (DoE)*” na 10<sup>a</sup> Conferência Internacional sobre Automação Flexível e Manufatura Inteligente (FAIM 2000) permitiu aos autores trocarem idéias com profissionais e usuários da ferramenta de projeto de experimentos, onde o mesmo foi considerado como inovador e interessante. Concluída esta dissertação, só tenho a dizer que este não é o fim, mas sim o começo de muitos outros anos de estudo. Afinal, uma jornada de vários quilômetros sempre começa com o primeiro passo.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. ASTM E1325-91. *Standard terminology relating to design of experiments*. 1997.
2. ASIMOW, M. *Introduction to design: fundamentals of engineering design*. New Jersey: Prentice-Hall, 1962.
3. BACK, Nelson. **Metodologia de projeto de produtos industriais**. Rio de Janeiro: Guanabara Dois. 1983
4. BACK, Nelson. **Projeto Preliminar**. Apostila do curso de pós-graduação em engenharia mecânica. UFSC. 1998.
5. BACK, Nelson, FORCELLINI, Fernando Antônio. **Projeto de produtos**. Apostila do curso de pós-graduação em automação industrial UNISINOS/UFSC. 1999.
6. BLANCHARD, B., S., FABRYCKY, W., J. *System engineering and analysis*. 2 ed. New Jersey: Prentice-Hall, 1990.
7. BOX, E., P. George, BISGAARD, Soren. *The scientific context of quality improvement: a look at the use of scientific method in quality improvement*.  
<http://www.akerstrom.se/Sciconam.htm>
8. CONDRA, Lloyd W. *Reliability improvement with design of experiments*. 2 ed. New York: Marcel Dekker, 1993.
9. CORYELL, A.E. *The design process: 12 Steps that turn ideas into hardware*. *Machine design*, November 9, 1967.
10. COX, David Roxbee. *Planning of experiments*. 4 ed. New York: John Wiley & Sons, 1992.
11. DIAS, Acires. **Metodologia para análise da confiabilidade em freios pneumáticos automotivos**. Campinas, SP: Faculdade de Engenharia Mecânica, UNICAMP, Tese de Doutorado, 1996.
12. DIAS, Acires. **Confiabilidade e manutenibilidade aplicado ao projeto mecânico**. Florianópolis, 1997. Apostila utilizada como texto básico da disciplina Confiabilidade do Curso de Graduação em Engenharia Mecânica da UFSC.
13. DIAS, Acires, ALMEIDA, Júlio César de. **O estudo da confiabilidade no processo de projeto**. COBEM, 1997.
14. FEIGENBAUM, Armand Vallin. *Total quality control*. New York: McGraw-Hill, 1983.

15. FIOD Neto, Miguel. **Desenvolvimento de sistema computacional para auxiliar a concepção de produtos industriais**. Florianópolis, SC: Engenharia Mecânica, UFSC, Tese de Doutorado, 1993.
16. FIOD Neto, Miguel. **Taguchi e a melhoria da qualidade: uma releitura crítica**. 1<sup>a</sup> ed. Florianópolis: Ed. da UFSC, 1997.
17. FONSECA, A., J. **Sistematização do processo de obtenção das especificações de projeto de produtos industriais e sua implementação computacional**. Florianópolis, SC: Engenharia Mecânica, UFSC, Tese de Doutorado, 2000.
18. FREITAS, Marta Afonso, COLOSIMO, Enrico Antonio. **Confiabilidade: Análise de tempo de falha e testes de vida acelerados**. Belo Horizonte: Fundação Christiano Ottoni, Escola de Engenharia da UFMG, 1997.
19. HAMADA, Michael. *Using statistically designed experiments to improve reliability and to achieve robust reliability*. **IEEE Transactions on reliability**, v.44, n.2, 1995.
20. HAUGEN, Edward B. **Probabilistic mechanical design**. 1 ed. New York: John Wiley & Sons, 1980.
21. HILARIO, L., Oh. *Change paradigm in quality*. **IEEE Transactions on reliability**, v.44, n.2, 1995.
22. IRESON, W. Grant (ed.). **Reliability handbook**. New York: Mc Graw-Hill, 1966.
23. ISHIDA, Takashi (comp.). **Product design review: a method for error-free product development**. 1 ed. Oregon: Productive Press, 1996.
24. JURAN, J., M., GRZYNA, Frank M., BINGHAM, R., S. **Quality control handbook**. 3 ed. New York: McGraw-Hill, 1974.
25. KACKAR, Raghu, N., SHOEMAKER, Anne, C. **Robust design: a cost-effective method for improving manufacturing processes**. AT&T Technical Journal, (sem data).
26. KAPUR, K., C., LAMBERSON, L., R. **Reliability in engineering design**. 1 ed. New York: John Wiley & Sons, 1977.
27. KUSIAK, Andrew. **Concurrent engineering: automation, tools, and techniques**. New York: John Wiley & Sons, 1993.
28. LAY, David, C. **Álgebra linear e suas aplicações**. 2 ed. Ricardo Camelier e Valéria de Magalhães Iório (trad.). Do original: *Linear algebra and its applications*. Rio de Janeiro: LTC, 1999. 504 p.
29. LEWIS, E.E. **Introduction to reliability engineering**. New York, John Wiley & Sons, 1996.

30. MARIBONDO, Juscelino d Faria. **Desenvolvimento de uma metodologia de projeto de sistemas modulares aplicada a unidade de processamento de resíduos sólidos domiciliares.** Florianópolis, SC: Engenharia Mecânica, UFSC. Tese de Doutorado, 2000.
31. MEAD, R. *The design of experiments: statistical principles for practical applications.* 1 ed. New York: Cambridge University Press, 1991.
32. MEEKER, William, Q., HAMADA, Michael. *Statistical tools for the rapid development and evaluation of high-reliability products. IEEE Transactions on reliability, v.44, n.2, 1995.*
33. MIL-STD-785A. *Military standard: reliability program for systems and equipment development and production.* 1969.
34. MONTGOMERY, Douglas C. *Introduction to statistical quality control.* 3 ed. New York: John Wiley & Sons, 1997.
35. \_\_\_\_\_ *Design and analysis of experiments.* 4 ed. New York: John Wiley & Sons, 1997.
36. MORETTIN, Luis Gonzaga. **Estatística básica: probabilidade.** 6 ed. Rio de Janeiro: Makron Books, (sem data).
37. MYERS, R., H., MONTGOMERY, D., C. *Response surface methodology: process and product optimization using designed experiments.* New York: John Wiley & Sons, 1995.
38. NBR5462. **Confiabilidade e manutenibilidade.** Rio de Janeiro: ABNT, 1994.
39. NBR13533. **Coleta de dados de campo relativos à confiabilidade, manutenibilidade, disponibilidade e suporte à manutenção.** Rio de Janeiro: ABNT, 1995.
40. NELSON, W. *Accelerated testing.* New York: John Wiley & Sons, 1990
41. NEWBY, John, R. *Metals handbook: mechanical testing.* v. 8. Ohio: American Society for Metals, (sem data).
42. O'CONNOR, Patrick, D., T. *Practical reliability engineering.* ed. 2.: John Wiley & Sons, New York, 1985.
43. OGLIARI, André. **Sistematização da concepção de produtos auxiliada por computador com aplicações no domínio de componentes de plástico injetado.** Tese aprovada pelo curso de pós-graduação em Engenharia Mecânica da Universidade Federal de Santa Catarina. 1999.
44. PAHL, G., BEITZ, W. **Engineering Design: a systematic approach.** Springer, Verlag, Berlin, 1988.

45. PHADKE, Madhav, S. *Quality engineering using robust design*. 9 ed. New Jersey: Prentice-Hall, 1989.
46. ROSA, Edison da. **Confiabilidade em sistemas mecânicos: uma introdução**. Florianópolis: FEESC, 1976.
47. SANTOS, Manoel de Queiroz Cordova, DIAS, Acires. *Integration of Reliability and Product Design Using Design of Experiments (DoE)*. In: *FLEXIBLE AUTOMATION INTELLIGENT MANUFACTURING – FAIM2000*, 2000, Maryland. *Proceedings of the 10<sup>th</sup> International Conference on Flexible Automation and Intelligent Manufacturing*. Wheaton – USA: Econo Printing and Graphics, 2000. v. 2. p. 766-773.
48. SAKURADA, E.Y. **As técnicas de análise dos modos de falhas e seus efeitos e análise da árvore de falhas no desenvolvimento e na avaliação de produtos**. Florianópolis, SC: Engenharia Mecânica, UFSC, Dissertação de Mestrado, 2001.
49. SPIEGEL, Murray R. **Estatística**. 3 ed. Pedro Consentino, trad. São Paulo: Makron Books, 1993. Do original: *Schaum's outline of theory and problems of statistics*. 2 ed.
50. SURETTE, Gerald, J. *The AT&T quality system*. *AT&T Technical Journal*, (sem data).
51. TAGUCHI, Genichi. *System of experimental design: engineering methods to optimize quality and minimize costs*. Louise Watanabe Tung (trad.). New York: Kraus International, 1988. Do original: Jikken Keikakuhō. Vol. 1, 2 ed.
52. \_\_\_\_\_. *System of experimental design: engineering methods to optimize quality and minimize costs*. Louise Watanabe Tung (trad.). New York: Kraus International, 1988. Do original: Jikken Keikakuhō. Vol. 2, 2 ed.
53. TERNINKO, John. *The QFD, TRIZ and Taguchi connection: customer-driven robust innovation*. *9<sup>th</sup> Symposium on quality function deployment*, 1997. <http://www.mv.com/ipusers/rm/qfdtriz4.htm>.
54. UENO, Kenzo. *From product-oriented development to technology-oriented development*. *IEEE Transactions on reliability*, v.44, n.2, 1995.
55. UNAL, Resit, DEAN, Edwin B. *Design for cost and quality: the robust design approach*. <http://akao.larc.nasa.gov/pap/robdes/robdes.html>
56. VIEIRA, Sônia, HOFFMANN, Rodolfo. **Estatística experimental**. 1 ed. São Paulo: Atlas, 1989.
57. WU, C., F., Jeff, HAMADA, Michael. *Experiments: planning, analysis, and parameter design optimization*. New York: John Wiley & Sons, 2000.

**APÊNDICE I: TIPOS DE ERROS ESTATÍSTICOS (ERROS TIPO I E II)**

Fato	Rejeita-se $H_0$	Aceita-se $H_0$
$H_0$ é verdadeiro	$\alpha$ Erro do tipo I	$(1 - \alpha)$
$H_0$ é falso	$(1 - \beta)^{26}$	$\beta$ Erro do tipo II

---

<sup>26</sup> Também conhecido como Poder do teste.

## APÊNDICE II: CURVAS CARACTERÍSTICAS DE OPERAÇÃO

As curvas características de operação apresentadas neste apêndice foram extraídas de Montgomery (1997) estão válidas para os modelos de efeitos fixos, para vários graus de liberdade dos tratamentos ( $v_1$ ) e graus de liberdade para o erro ( $v_2$ ) distintos.

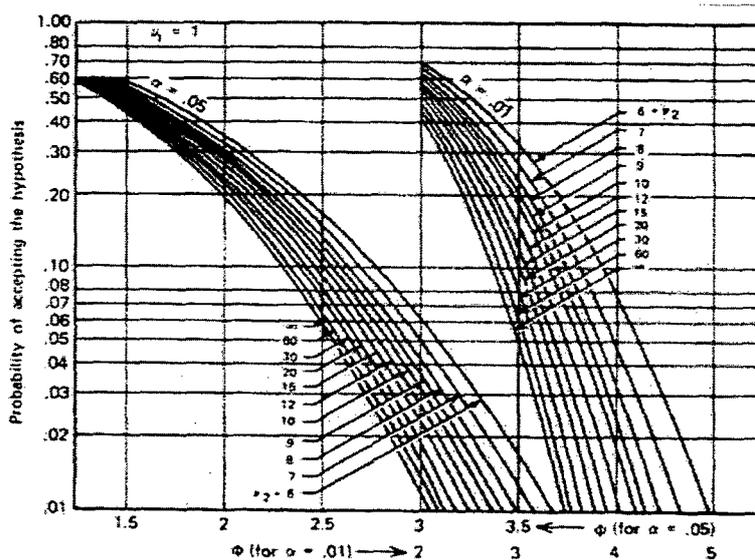


Figura II-1: Curva característica para o modelo de efeitos fixos com  $v_1 = 1$

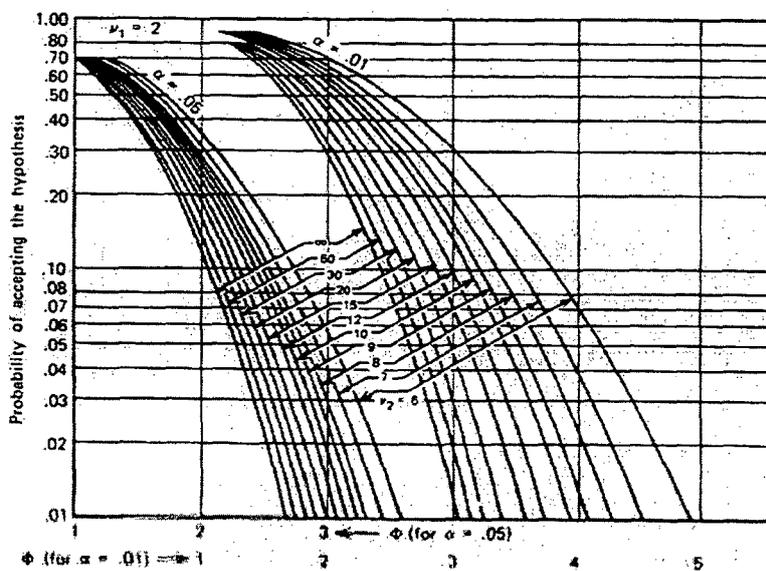


Figura II-2: Curva característica para o modelo de efeitos fixos com  $v_1 = 2$

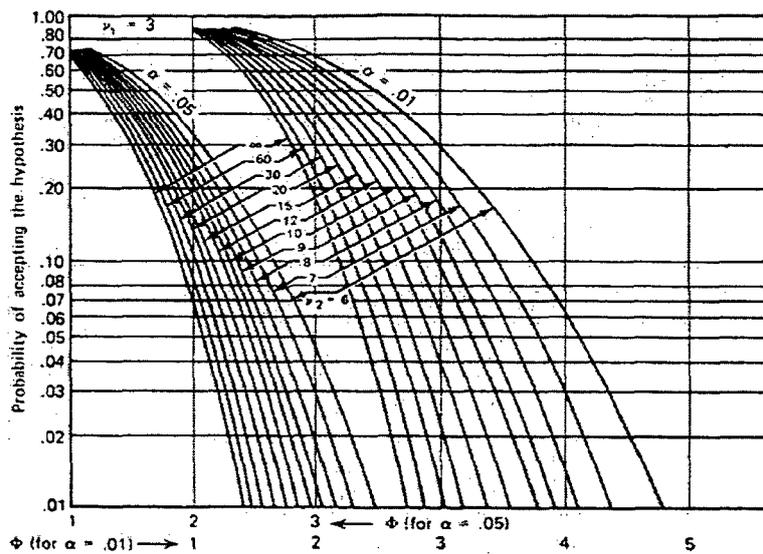


Figura II-3: Curva característica para o modelo de efeitos fixos com  $v_1 = 3$

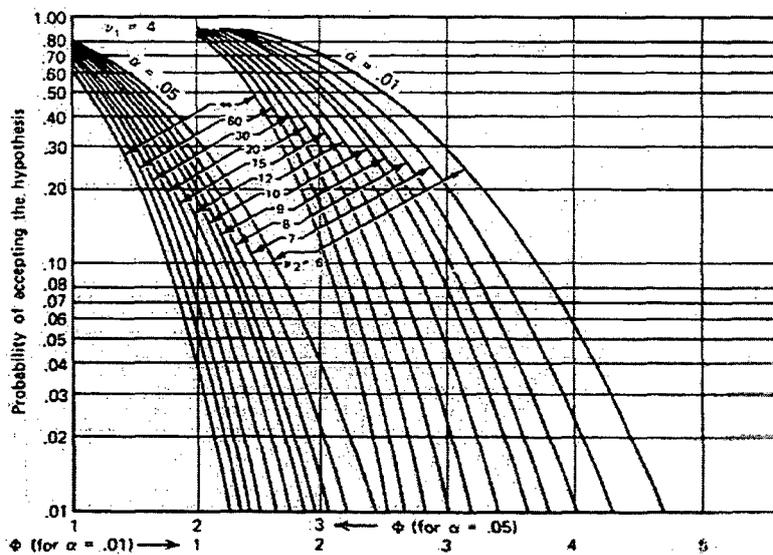


Figura II-4: Curva característica para o modelo de efeitos fixos com  $v_1 = 4$

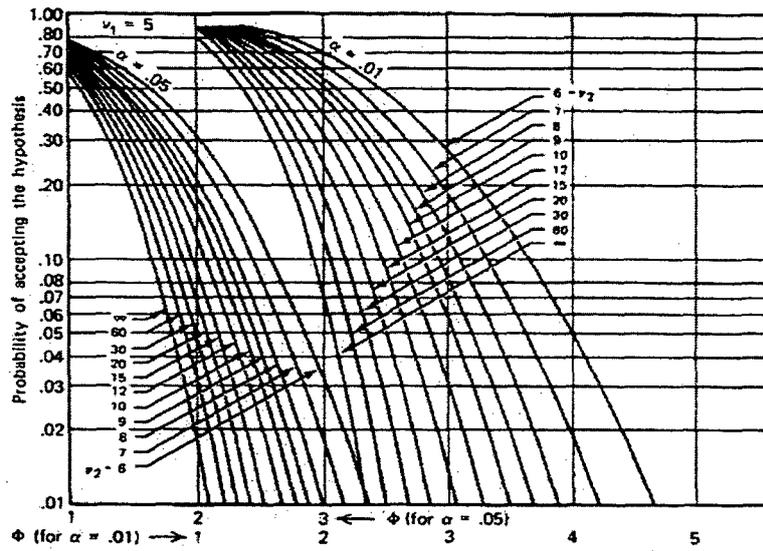


Figura II-5: Curva característica para o modelo de efeitos fixos com  $v_1 = 5$

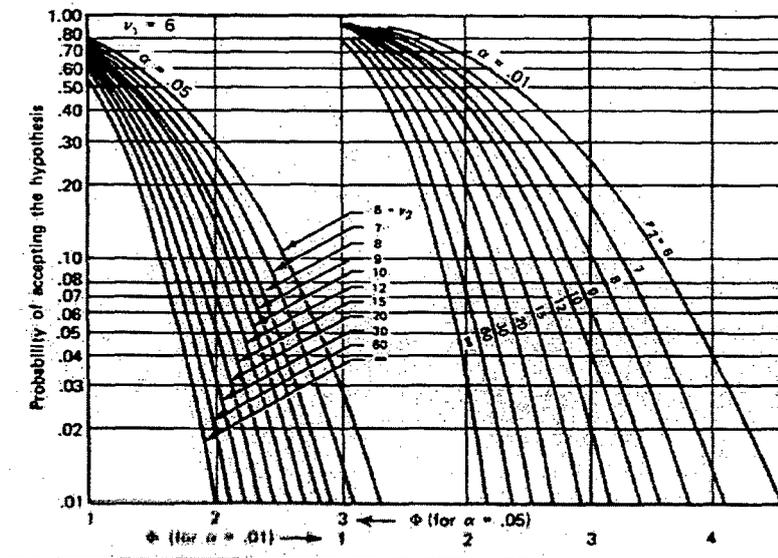


Figura II-6: Curva característica para o modelo de efeitos fixos com  $v_1 = 6$

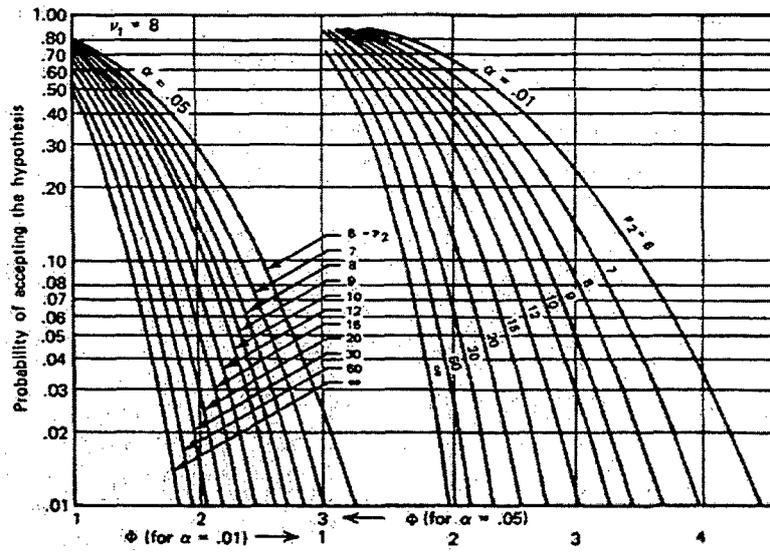


Figura II-7: Curva característica para o modelo de efeitos fixos com  $\nu_1 = 8$

### **APÊNDICE III - CHECK-LIST PARA A VERIFICAÇÃO DO PROJETO INFORMACIONAL DE UM EXPERIMENTO**

- a) A equipe de trabalho já foi designada?
- b) Há pelo menos um integrante de cada sistema/processo envolvido na melhoria?
- c) Foi utilizada alguma técnica para análise e solução de problemas (MASP, Gráficos de Pareto, etc..)?
- d) O problema foi identificado? Ele foi descrito objetivamente? Uma meta foi estabelecida para definir se o experimento atingiu o(s) objetivos(s)?
- e) O experimento foi classificado de acordo com seu objetivo?
- f) As variáveis de projeto (fatores) potencialmente relevantes para o experimento foram identificadas?
- g) O nível de significância do teste foi definido?
- h) O poder do teste foi definido?
- i) O local onde será realizado o experimento foi estudado? Há algum fator inerente ao local que deva ser levado em consideração (como blocos experimentais) no experimento de modo a minimizar a influência de dados externos (ex.: umidade do ar)?
- j) Os procedimentos experimentais já foram planejados?
- k) Os equipamentos e materiais necessários já foram preliminarmente identificados e cotados?
- l) O experimento é viável economicamente?

**APÊNDICE IV - CHECK-LIST PARA A VERIFICAÇÃO DO  
PROJETO CONCEITUAL DE UM EXPERIMENTO**

- a) Todos as especificações do projeto informacional estão definidos?
- b) Os fatores foram classificados de acordo com o quadro 5.4?
- c) Todos os fatores já possuem níveis definidos?
- d) Quais são os intervalos de aplicação para cada um dos fatores?
- e) Existem restrições para o experimento? Quais?
- f) Os níveis são equiespaçados?
- g) A variável de resposta já foi definida?
- h) Qual o é o tipo de resposta desejada?
- i) Que sistemas de medição serão utilizados? Qual é a precisão destes equipamentos?
- j) Os procedimentos sobre a inspeção do sistema de medição e para coletar os dados já foram escritos?
- k) O grupo de delineamentos já foi escolhido?

### APÊNDICE V – EXEMPLOS DE ALEATORIZAÇÃO EXPERIMENTAL

Neste apêndice, encontram-se dois exemplos de aleatorização experimental: (1) aleatorização para o experimento das marcas de bateria; (2) aleatorização para o experimento do processo de injeção de plástico. Os resultados foram obtidos através do *software Design Expert*.

#### a) Experimento da marca de bateria

	<b>Run #1</b>		<b>Run #2</b>		<b>Run #3</b>
Block	Block 1		Block 1		Block 1
Marca de Bateria	Marca 1	Marca	Marca 3	Marca	Marca 2
Vida da Bateria	<input type="text"/>	Semanas	<input type="text"/>	Semanas	<input type="text"/>

	<b>Run #4</b>		<b>Run #5</b>		<b>Run #6</b>
Block	Block 1		Block 1		Block 1
Marca de Bateria	Marca 1	Marca	Marca 1	Marca	Marca 2
Vida da Bateria	<input type="text"/>	Semanas	<input type="text"/>	Semanas	<input type="text"/>

	<b>Run #7</b>		<b>Run #8</b>		<b>Run #9</b>
Block	Block 1		Block 1		Block 1
Marca de Bateria	Marca 3	Marca	Marca 2	Marca	Marca 3
Vida da Bateria	<input type="text"/>	Semanas	<input type="text"/>	Semanas	<input type="text"/>

	<b>Run #10</b>		<b>Run #11</b>		<b>Run #12</b>
Block	Block 1		Block 1		Block 1
Marca de Bateria	Marca 1	Marca	Marca 2	Marca	Marca 3
Vida da Bateria	<input type="text"/>	Semanas	<input type="text"/>	Semanas	<input type="text"/>

	<b>Run #13</b>		<b>Run #14</b>		<b>Run #15</b>
Block	Block 1		Block 1		Block 1
Marca de Bateria	Marca 1	Marca	Marca 2	Marca	Marca 3
Vida da Bateria	<input type="text"/>	Semanas	<input type="text"/>	Semanas	<input type="text"/>

**b) Experimento de injeção de plástico**

Block	Run #1 Block 1		Run #2 Block 1		Run #3 Block 1		Run #4 Block 1		Run #5 Block 1		Run #6 Block 1	
temp_molde	-1	deg. C	-1	deg. C	-1	deg. C	1	deg. C	1	deg. C	1	deg. C
vel_fuso	-1	m/s	1	m/s	1	m/s	1	m/s	1	m/s	-1	m/s
tempo_c.p	-1	s	-1	s	1	s	-1	s	1	s	-1	s
tempo_ciclo	1	s	-1	s	1	s	-1	s	1	s	-1	s
tam_pt.Inj.	-1	mm	1	mm	-1	mm	-1	mm	1	mm	1	mm
press._contr.	1	Pa	-1	Pa								
Shrinkage	(x 10)											

Block	Run #7 Block 1		Run #8 Block 1		Run #9 Block 1		Run #10 Block 1		Run #11 Block 1		Run #12 Block 1	
temp_molde	1	deg. C	-1	deg. C	-1	deg. C	1	deg. C	1	deg. C	-1	deg. C
vel_fuso	-1	m/s	1	m/s	-1	m/s	1	m/s	1	m/s	-1	m/s
tempo_c.p	-1	s	-1	s	1	s	1	s	-1	s	-1	s
tempo_ciclo	1	s	1	s	1	s	-1	s	1	s	-1	s
tam_pt.Inj.	1	mm	1	mm	1	mm	1	mm	-1	mm	-1	mm
press._contr.	1	Pa	-1	Pa	-1	Pa	-1	Pa	-1	Pa	-1	Pa
Shrinkage	(x 10)		(x 10)		(x 10)		(x 10)		(x 10)		(x 10)	

Block	Run #13 Block 1		Run #14 Block 1		Run #15 Block 1		Run #16 Block 1	
temp_molde	-1	deg. C	1	deg. C	-1	deg. C	1	deg. C
vel_fuso	-1	m/s	-1	m/s	1	m/s	-1	m/s
tempo_c.p	1	s	1	s	1	s	1	s
tempo_ciclo	1	s	1	s	-1	s	-1	s
tam_pt.Inj.	-1	mm	-1	mm	-1	mm	-1	mm
press._contr.	1	Pa	-1	Pa	-1	Pa	1	Pa
Shrinkage	(x 10)		(x 10)		(x 10)		(x 10)	

**APÊNDICE VI – TRABALHO PUBLICADO COMO FRUTO DESTA DISSERTAÇÃO  
(Apresentado no FAIM 2000 – Flexible Automation and Intelligent Manufacturing)**

**INTEGRATION OF RELIABILITY AND PRODUCT DESIGN USING  
DESIGN OF EXPERIMENTS (DoE)**

**Manoel de Queiroz Cordova Santos / Acires Dias**

Department of Mechanical Engineering, Federal University of Santa Catarina,  
Brazil

**ABSTRACT** - Product reliability improvement depends on the adequate use of design experiments. Should this task be managed by a specific product design methodology that realizes the role of statistical designed experiments on product reliability improvement then the design process truly receives the benefits of robust design. A methodology for integrate reliability and product design methodology to improve product reliability using design of experiments is explained. This methodology involves the correct identification of reliability requirements and parameters along all the design process and how to use statistical designed experiments to improve through a response surface methodology. Once the best factor levels for the appropriate reliability parameters are determined, the use of an accelerated test to verify/ predict product reliability. The systematic use of this methodology promotes reliability growth.

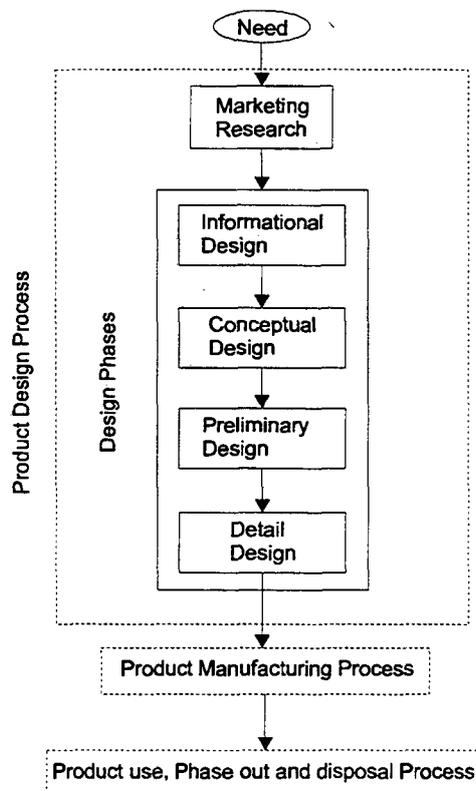
## **1. INTRODUCTION**

For *Garving [1987]*, the eight dimensions of quality are: (1) performance; (2) reliability; (3) durability; (4) serviceability; (5) aesthetics; (6) features; (7) perceived quality; (8) conformance to standards. The role of reliability for an organization became a world class product quality, nowadays, is acknowledged as one of the most important of the eight dimensions of quality.

The authors formulate the following hypothesis: (1) There is a major necessity for a design methodology on Brazilian's manufacturing industries that considers product reliability improvement using design of experiments; (2) Using this methodology really improves product reliability and helps to minimize cost; (3) The success of this methodology depends on the integration of reliability and product design processes when using design of experiment to improve product reliability.

## 2. THE ROLE OF RELIABILITY REQUIREMENTS ON PRODUCT DESIGN

Before discussing what is the role of reliability requirements on product design, one should know that *Fabrycky [1990]* defines the system design function as one of the producer’s tasks. The system design function is subdivided on the following categories: (1) design requirements; (2) conceptual design; (3) detail design; (4) design support; (5) engineering model/prototype development; (6) engineering test; (7) transition from design to production. Among the system requirements the design agents should consider the expected operational life of the system and system reliability. There are several other authors as *Asimov [1962]*, *Beitz [1988]*, *Pugh [1991]*, *Back [1983]* and *Fonseca [1998]* that defines how the design process should be understood. We followed the steps taken from *Beitz [1998]* and *Fonseca [1998]* for complement *Fabrycky’s [1990]* line of thought. On figure 1 the design process could be seen as a tool for understanding what should be the role of reliability requirements on each design phase.



**Figure 1:** Design process [*Fonseca, 1998*]

At every phase of design process there are several reliability requisites that must be considered by design agents. This effort is usually called design for reliability and the accurate translation of consumer’s needs and design parameters is of the most importance for design success. At the informational

design phase the design task is decoded into needs. *Fonseca [1998]* says that this needs goes through a three phase study: (1) translation of consumer's needs into consumer's requirements; (2) translation of consumer's requirements into design requirements; (3) translation of design requirements into design specifications. Some of this design specifications tells the design agent what reliability specifications (goals) the design should meet. Reliability goals are introduced as inputs at conceptual design phase and functional analysis, test and evaluation of design concepts (like reliability and performance factors) and robust design are some of the tasks that the design agents should perform. Reliability goals are represented by parameters like failure rate, MTBF, operational life cycle as responses of conceptual design alternatives. Through the preliminary and detail design phases the testing, evaluation and assessment of reliability becomes even more important where the responses for reliability could be tested and therefore improved. Robust design is a powerful design tool for achieving this goal and statistical designed experiments could be used for evaluation of reliability allocation.

*Golomski [1995]* remembers us that testing is used along all the way through the product development, but there should be two major concerns at design agent's mind: (1) the reliability prediction was accurate, considering field experience data?; (2) There is the need for a design review or a recall based on this data? Thus an effort to improve the techniques used to produce reliability growth is needed. Considering that reliability specifications are realistic, using this information to decide which design factors affects most reliability specifications as a response could be used to improve product reliability.

This work serves the purpose to build new proceedings, technical language and techniques that could be easily understood and applied by Brazilian engineering professionals. Understanding the role of reliability on the design process is critical to achieve this purpose.

### **3. USING DESIGN OF EXPERIMENTS TO IMPROVE PRODUCT RELIABILITY**

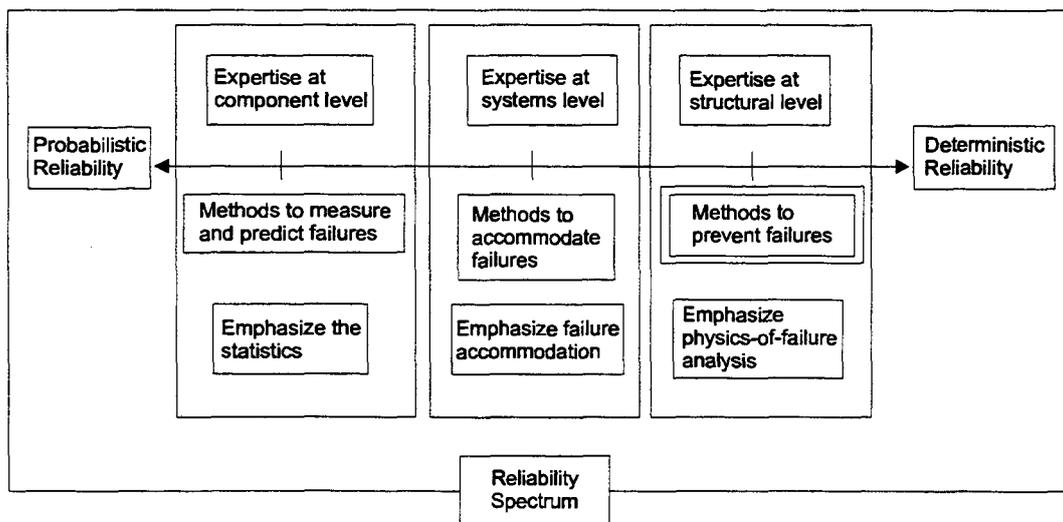
In order to use statistical designed experimentation with engineering work, *Lipson [1973]* classified this experiments as: (1)experiments of evaluation; (2) experiments of comparison; (3) accelerated experiments; (4) factorial experiments; (5) sequential experiments; (6) nonparametric experiments; (7) fatigue experiments. This paper deals only with type (4) experiment, although a systemic approach should be used for optimize the design processes.

Each design experimenter has to choose from several experimentation strategies, and as *Montgomery [1997]* suggests, that the factorial design and fractional factorial design when used with Taguchi's philosophy (system design; parameter

design; tolerance design) and response surface methodology are the key for product specification response optimization. As was discussed, reliability specifications could be used as a response of design factors, thus it is possible to improve reliability using a statistical designed experiment. *“There is value to experiments and evaluation calculations only when results differing from one’s expectations are obtained” [Taguchi, 1998].* Therefore it is expected that from an designed experiment the design agents should obtain useful conclusion about what do they have to do for implementing reliability improvements within design process phases.

*Hamada [1995]* had reinforced the idea that statistically designed experiments could be used to improve reliability and gave several examples from different authors and discusses a methodology to treat censored data for analyze designed experiments which requires life testing.

*Condra [1993]*, said that, *reliability is quality over time*, and that the disciplines used to predict and guaranty the future and the actions taken are known as “reliability”. Thus one could categorize reliability methods by intent: (1) methods to measure and predict failures; (2) methods to accommodate failures; (3) method to prevent failures. This methods could be seen as part of a reliability spectrum, from probabilistic reliability methods to deterministic reliability methods. Figure 2 shows the expertise of reliability and the emphasis given at each method and their position on the reliability spectrum.



**Figure 2: Reliability spectrum**

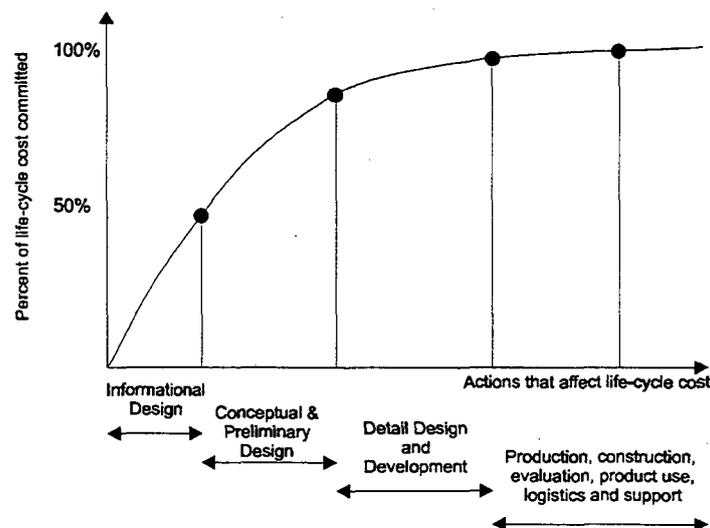
The first reliability methods had emphasized on pure statistical analysis being on the probabilistic side of the reliability spectrum. Through the last 20 years reliability actions have been moving from methods to measure and predict failure to methods to prevent failure. The learning curve acquired from the

studies of the failure modes, effects and criticality as other methods to accommodate failures set the basis for the physics-of-failure based methods. This methods are on the deterministic side of the reliability spectrum. If one takes action based on the information provided from all the reliability spectrum then product reliability is truly optimized.

Nowadays as *Condra [1993]* assures that design of experiments is one of the most effective of the new reliability tools for: (1) purchase reliable materials and components; (2) design reliable products, within the capabilities of the materials and manufacturing processes; (3) qualify the manufacturing and assembly processes; (4) control the manufacturing and assembly processes; (5) manage the life cycle usage of the product.

#### 4. A DESIGN METHODOLOGY TO IMPROVE PRODUCT RELIABILITY USING DESIGN OF EXPERIMENTS

Design of experiments are effective tools to reduce an experiment operational time. As *Fabrycky [1990]* showed, the percent of life-cycle cost committed it is imperative to “spent” as much time as possible on the earlier phases of the product life-cycle. Thus the first design phases are responsible for at least fifty percent of the life-cycle cost committed, as illustrated on figure 3. Thus, design of experiments could be used to help cost minimization through design process.



**Figure 3:** Life-cycle phases and it's relation with cost commitments (adapted from *Fabrycky [1990]*)

The methodology proposed for integrate reliability and product design using improvement design of experiment is based on the following set of design actions: (1) identifying realistic reliability specifications; (2) choosing

appropriate factors that probably has a significant effect over the process response (that could be product reliability or an product performance that affects reliability); (3) plan the experiment using the design of experiments methodology; (4) optimization of factor levels using response surface methodology (RSM); (5) evaluate product reliability using accelerated life tests.

Every design specification that could affect reliability should be listed, including systems and components that represents a future reliability major problem. The design agents should think about functional outputs, as the environmental conditions over which the product must operate, the expected operating life (MTTF) or what should be the mean-time-between-failure (MTBF) if this product is meant to be repairable. All design parameters that affects a design performance that affects reliability should be identified. As *Condra [1993]* said, the design of experiments are more applicable to deterministic reliability, thus design agents are recommended to develop skills on the reliability of components instead of system reliability. The studies of deterministic reliability are concerned with: (1) individual failure mechanisms and their distributions in time; (2) the investigations of causes of failure at component level; (3) understanding the failure modes at structural level thus providing means for reliability improvement; (4) distributions of single failure mechanisms which causes overstress.

On the reliability design deployment the design agents could group this specifications in two groups: (1) factors that affects reliability directly; (2) factors that affects reliability indirectly. As an example for the first group *Montgomery [1997]* showed some case studies as the *effective life of insulating fluids at an accelerated load of 35 kV* and the comparison of *three brands of batteries*. Both examples uses reliability specifications (type of insulating fluid; brand of battery), and both cases affects product life directly. *Condra [1993]* gives an example at design phase where the reliability specifications affected reliability indirectly, with the *fuel rail design example* it was used an designed experiment for optimize the *algebraic maxima* that was the response given by an FEA (finite element analysis) program. Minimization of maximum stress levels were a major problem and would indirectly affect reliability because of the reduction of the product life cycle. Thus it is indirect because the response of the experiment was stress levels, but this would have it's own effect over reliability response. By the optimization of the factors that affect stress level the design agents made decisions that permitted reliability improvement.

*Taguchi's* design philosophy uses four major concepts: (1) the loss function; (2) system design; (3) parameter design; (4) tolerance design. The loss function represents the cost paid by society when there are departure from a nominal value on production; system design is about the use of engineering knowledge for elaborate design conceptual solutions; parameter design is the specifications of the design parameters in such a way that process variability is considered; tolerance design should be used to determine the best tolerances for the design

parameters. The methodology purposed here should be used with *Dr. Taguchi's* philosophy to help the reliability improvement effort.

When designing experiments one has to worry about the cost. Thus it is very important to decide how many factors are going to be used on the design and how many runs and replications (if any) one's could afford? Which are the confidence level desired ( $\alpha$  and  $\beta$  confidence levels). For example, for a  $2^{k-p}$  fractional factorial design *Montgomery [1997]* showed that at least fifteen factors could be evaluated with little effort, as we could observe on table 1. Thus a fifteen factor with two levels and two replicates for each treatment combination would require only thirty two runs.

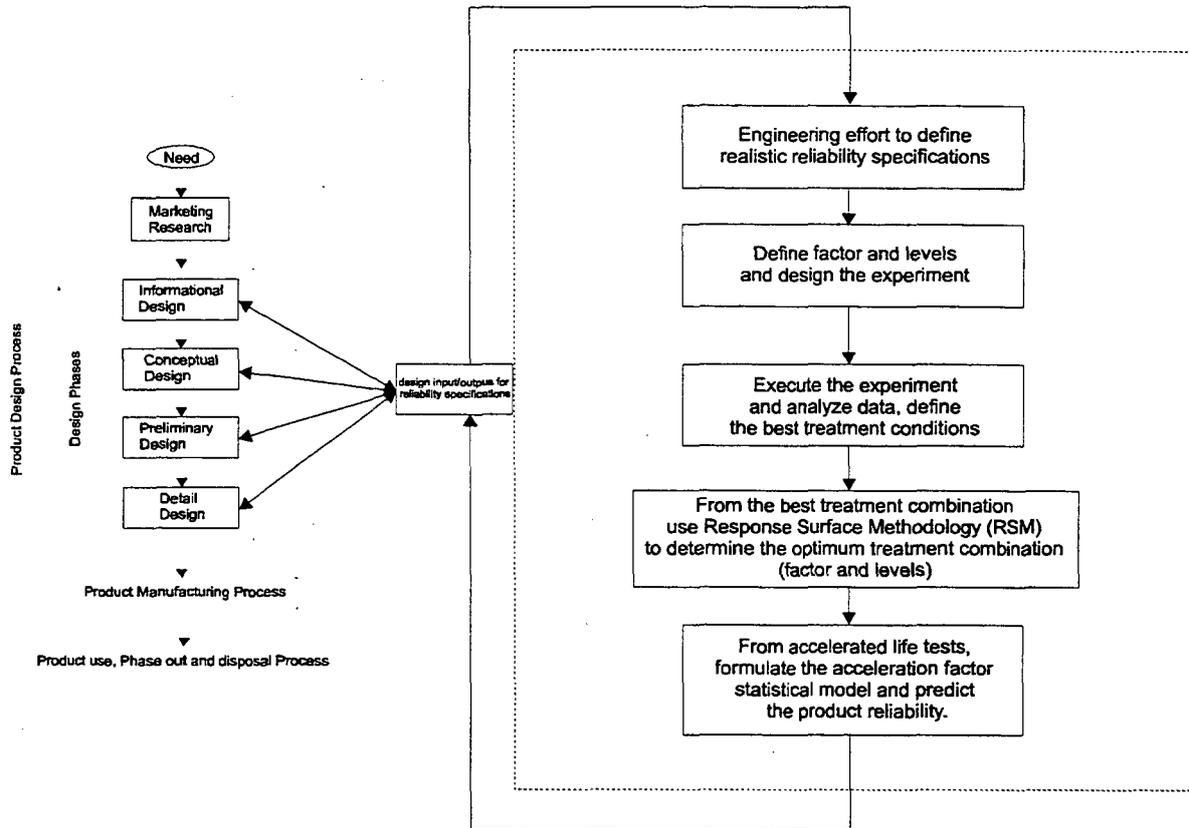
With the results of the experiment the design agents will be able to analyze the data, set the best combination of design factors and levels. From this conclusions, response surface methodology (RSM) could be used to improve the response. If the response used was reliability related (e.g. product life) then RSM could be used to improve reliability. From the experimental data a statistical model is built and an optimization method (e.g. steepest ascent) is used to predict what can be expected to be the optimum just using the original region of experimentation, i.e., the optimum does not even need to be on the original region. Thus after the optimum life conditions are predicted a new prototype could be created and tested to assure that the predicted life was right. This could also be used to assure that the design became robust to known failure modes effects, thus improving reliability once more.

**TABLE 1**  
 $2^{K-P}$  Fractional Factorial Designs  
 (adapted from *Montgomery [1997]*)

Number of factors, k	Design Resolution	Number of Runs
3	$2_{III}^{3-1}$	4
4	$2_{IV}^{4-1}$	8
⋮	⋮	⋮
9	$2_{IV}^{10-5}, 2_{IV}^{10-5}, 2_{IV}^{10-5}, 2_{IV}^{10-5}$	128, 64, 32, 16
⋮	⋮	⋮
14	$2_{III}^{14-10}$	16
15	$2_{III}^{15-11}$	16

After identifying the optimum treatment combination (factors and levels), the design team should conduct an accelerated life testing. *Hamada [1995]*

developed a methodology to deal with censoring while using design of experiments to evaluate reliability as a response.



**Figure 4:** Purposed methodology for integrate design methodology

The methodology is purposed to integrate the design process as figure 4 describes. At every phase of the product design process the engineering effort to improve reliability using designed experiments to define the best treatment combinations, response surface methodology to optimize design treatment combination and life accelerated tests to predict product reliability. This outputs could be used as new design information inputs at every design phase and each phase could provide information for improve product reliability.

Condra [1993] gave an example of the “surface mount capacitor” and using an inner array to evaluate reliability specifications such as ambient temperature (an environmental factor) and voltage (an operating factor) both evaluated at accelerated conditions and an outer array to evaluate manufacturing parameters (dielectric composition and processing temperature). The response of this experiment was the average lifetime in hours (mean time-to-failure, MTTF). In this example no response surface methodology was made. The best treatment combination were used at two accelerated test, one for each treatment (with the respective levels). From the accelerated tests an acceleration factor was obtained and multiplying by the optimum MTTF product reliability was predicted.

## 5. CONCLUSION

The methodology presented have been enhancing the product design methodologies from a Brazilian's point of view. It has been proving that design of experiments could be integrated at each phase of the product design process and that it helps to assure that the commitments made at product design phases are optimal from a reliability engineering point of view.

As a methodology, not all steps are required to improve reliability. As *Condra [1993]* demonstrated, he did not use an RSM to optimize experimental treatment combinations. We had reinforced that *Dr. Taguchi's* philosophy of robust design could be used to add more bulk to this methodology.

The success of this methodology, as considered, depends on the integration of reliability and product design processes. This integration could be made if statistical designed experiments are used to improve product reliability. A realistic approach is needed to define reliability specifications and a concurrent engineering team is preferred to achieve this goal.

There is still too much to do if an world class quality process design methodology is to be used with Brazilian's design paradigms and as we intended to demonstrate that design of experiment has a major role on product reliability improvement. The contribution for the Brazilian's engineering and research teams had its beginning. It's time to improve our methods to assess and predict product reliability through all product design process. The need of integrate reliability and product design methodology with statistical designed experiments has turned into reality. The methodology provided here indicates the path to product reliability improvement from a deterministic reliability point of view and that's an "innovation" we cannot afford to delay anymore.

## 6. REFERENCES

- Garving, D. A.** Competing in the eight dimensions of quality, *Harvard Business Review*, Sept.-Oct, 1987.
- Blanchard, Benjamin S., Fabrycky, Wolter J.** *Systems engineering and analysis*, 2nd ed., Prentice Hall, New Jersey, 1990.
- Asimov, M.** *Introduction to design: fundamentals of engineering design*, Prentice Hall, New Jersey, 1962.
- Pahl, G., Beitz, W.** *Engineering design: a systematic approach*, Spring Verlag, Berlin, 1988.
- Pugh, S.** *Total design integrated methods for successful product engineering*, Addison Wesley Publishing Company, 1991.

- Back, N.** *Design of industrial products methodology*, Guanabara Dois, Rio de Janeiro, 1983.
- Fonseca, A., J. H.** . *A systematic approach of the design requirements elaboration of industrial products design and its computational implementation*, Florianópolis, Thesis proposal (Mechanical Engineering Doctor), Department of Mechanical Engineering, Federal University of Santa Catarina. Unpublished work, 1998.
- Golomski, William A.** Reliability & quality in design, in *IEEE Transactions on Reliability*, vol. 44, num. 2, 1995, 216-219.
- Lipson, C., Narendra, J. S.** *Statistical design and analysis of engineering experiments*, McGraw-Hill, New York, 1993.
- Montgomery, Douglas C.** *Design and analysis of experiments*, 4th ed., John Wiley, New York, 1997.
- Taguchi, G.** *System of experimental design: engineering methods to optimize quality and minimize costs*, Unipub/Kraus Int'l Publ., 1998, 117-120.
- Hamada, M.** Using statistically designed experiments to improve reliability and to achieve robust reliability, in *IEEE Transactions on Reliability*, vol. 44, num. 2, 1995, 206-215.
- Condra, L. W.** *Reliability improvement with design of experiments*, Marcel Decker, New York, 1993.