



Ministério da
**Ciência, Tecnologia
e Inovação**



sid.inpe.br/mtc-m19/2014/01.28.12.30-TDI

**COMPARAÇÃO EXPERIMENTAL DE TÉCNICAS DE
REGRESSÃO LINEAR PARA ANÁLISE DA
CONFIABILIDADE DOS EMPACOTAMENTOS CBGA
SUBMETIDOS À CICLAGEM TÉRMICA E PROPOSTA
DE UM NOVO MÉTODO PARA O AJUSTE E A
PREDIÇÃO DE SUAS FALHAS**

Alirio Cavalcanti de Brito

Tese de Doutorado do Curso de Pós-Graduação em Engenharia e Tecnologia Espaciais/Gerenciamento de Sistemas Espaciais, orientada pelo Drs. Marcelo Lopes de Oliveira e Souza, e Idécio Alexandre Palheta Cardoso aprovada em 20 de fevereiro de 2014.

URL do documento original:

<<http://urlib.net/8JMKD3MGP7W/3FL9RAL>>

INPE
São José dos Campos
2014

PUBLICADO POR:

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE

Gabinete do Diretor (GB)

Serviço de Informação e Documentação (SID)

Caixa Postal 515 - CEP 12.245-970

São José dos Campos - SP - Brasil

Tel.:(012) 3208-6923/6921

Fax: (012) 3208-6919

E-mail: pubtc@sid.inpe.br

CONSELHO DE EDITORAÇÃO E PRESERVAÇÃO DA PRODUÇÃO INTELLECTUAL DO INPE (RE/DIR-204):**Presidente:**

Marciana Leite Ribeiro - Serviço de Informação e Documentação (SID)

Membros:

Dr. Antonio Fernando Bertachini de Almeida Prado - Coordenação Engenharia e Tecnologia Espacial (ETE)

Dr^a Inez Staciarini Batista - Coordenação Ciências Espaciais e Atmosféricas (CEA)

Dr. Gerald Jean Francis Banon - Coordenação Observação da Terra (OBT)

Dr. Germano de Souza Kienbaum - Centro de Tecnologias Especiais (CTE)

Dr. Manoel Alonso Gan - Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPT)

Dr^a Maria do Carmo de Andrade Nono - Conselho de Pós-Graduação

Dr. Plínio Carlos Alvalá - Centro de Ciência do Sistema Terrestre (CST)

BIBLIOTECA DIGITAL:

Dr. Gerald Jean Francis Banon - Coordenação de Observação da Terra (OBT)

REVISÃO E NORMALIZAÇÃO DOCUMENTÁRIA:

Marciana Leite Ribeiro - Serviço de Informação e Documentação (SID)

Yolanda Ribeiro da Silva Souza - Serviço de Informação e Documentação (SID)

EDITORAÇÃO ELETRÔNICA:

Maria Tereza Smith de Brito - Serviço de Informação e Documentação (SID)

André Luis Dias Fernandes - Serviço de Informação e Documentação (SID)



Ministério da
**Ciência, Tecnologia
e Inovação**



sid.inpe.br/mtc-m19/2014/01.28.12.30-TDI

**COMPARAÇÃO EXPERIMENTAL DE TÉCNICAS DE
REGRESSÃO LINEAR PARA ANÁLISE DA
CONFIABILIDADE DOS EMPACOTAMENTOS CBGA
SUBMETIDOS À CICLAGEM TÉRMICA E PROPOSTA
DE UM NOVO MÉTODO PARA O AJUSTE E A
PREDIÇÃO DE SUAS FALHAS**

Alirio Cavalcanti de Brito

Tese de Doutorado do Curso de Pós-Graduação em Engenharia e Tecnologia Espaciais/Gerenciamento de Sistemas Espaciais, orientada pelo Drs. Marcelo Lopes de Oliveira e Souza, e Idécio Alexandre Palheta Cardoso aprovada em 20 de fevereiro de 2014.

URL do documento original:

<<http://urlib.net/8JMKD3MGP7W/3FL9RAL>>

INPE
São José dos Campos
2014

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

Brito, Alirio Cavalcanti de.

B777c Comparação experimental de técnicas de regressão linear para análise da confiabilidade dos empacotamentos CBGA submetidos à ciclagem térmica e proposta de um novo método para o ajuste e a predição de suas falhas / Alirio Cavalcanti de Brito. – São José dos Campos : INPE, 2014.

xxx + 226 p. ; (sid.inpe.br/mtc-m19/2014/01.28.12.30-TDI)

Tese (Doutorado em Engenharia e Tecnologia Espaciais/Gerenciamento de Sistemas Espaciais) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2014.

Orientadores : Drs. Marcelo Lopes de Oliveira e Souza, e Idécio Alexandre Palheta Cardoso.

1. confiabilidade. 2. empacotamento eletrônico. 3. ciclagem térmica. I.Título.

CDU 629.7:621.3.049.77



Esta obra foi licenciada sob uma Licença [Creative Commons Atribuição-NãoComercial 3.0 Não Adaptada](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/).

This work is licensed under a [Creative Commons Attribution-NonCommercial 3.0 Unported License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/).

Aprovado (a) pela Banca Examinadora
em cumprimento ao requisito exigido para
obtenção do Título de **Doutor(a)** em

**Engenharia e Tecnologia
Espaciais/Gerenciamento de Sistemas
Espaciais**

Dr. Petrônio Noronha de Souza

Presidente / INPE / SJCampos - SP

Dr. Marcelo Lopes de Oliveira e Souza

Orientador(a) / INPE / SJCampos - SP

Dr. Idécio Alexandre Palheta Cardoso

Orientador(a) / USP / Manaus - AM

Dr. Walter Abrahão dos Santos

Membro da Banca / INPE / São José dos Campos - SP

Dr. Leonel Fernando Perondi

Membro da Banca / INPE / São José dos Campos - SP

Dra. Eliane Grigoletto

Convidado(a) / UNISAL / Jaboticabal - SP

Dr. Alderico Rodrigues de Paula Junior

Convidado(a) / UNIVAP / São José dos Campos - SP

Este trabalho foi aprovado por:

() maioria simples

unanimidade

Aluno (a): **Alirio Cavalcanti de Brito**

São José dos Campos, 20 de Fevereiro de 2014

"Não é a força, mas a perseverança que realiza grandes coisas."

(Samuel Johnson)

"It's better to solve the right problem approximately than to the wrong problem exactly."

(John W. Tukey)

“Dedico esta Tese a toda a minha família. Sem ela, tudo isso seria impossível.”

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar agradeço a Deus que me permitiu concluir esta Tese.

Em segundo lugar gostaria de agradecer ao Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), a oportunidade de ter alcançado um novo patamar na minha vida profissional com a realização do Doutorado.

Agradecer também, a várias pessoas que me ajudaram na realização desta Tese. Muitas dificuldades foram superadas graças a elas. Porém, devo citá-las, correndo o risco de esquecer e de não incluir todas.

Agradeço o apoio e a orientação que o meu orientador no INPE, Dr. Marcelo Lopes de Oliveira e Souza, me proporcionou durante todo o tempo de estudo e ao meu orientador externo (in memoriam), Dr. Idélcio Alexandre Palheta Cardoso, que sempre se mostrou à disposição e me ajudou a prosseguir na missão de produzir esta Tese.

Ao Eng. Hudson Adalberto Benedicto e ao Sr. Luiz Gustavo Marin Silveira ambos da CADService, em Campinas, ao Sr. Jacques Bursztyn da Intract, em São Paulo, os meus agradecimentos pela atenção e o apoio oferecido, respectivamente, na fabricação e montagens das placas de teste e na comercialização dos componentes.

Ao pessoal do Laboratório de Qualificação e Confiabilidade de Componentes do Laboratório de Integração e Testes (LIT) os meus agradecimentos. Não posso deixar de agradecer, também, ao Sr. Paulo Melo do DEA/ETE pela colaboração na confecção dos layouts das placas de teste.

Também agradeço ao Dr. John Sophia e ao Eng. John Morley que me apoiaram durante todo o tempo de utilização dos instrumentos da *AnalysisTech*, durante a fase de testes. Da mesma forma, agradeço ao Sr. Eduardo Santiago, especialista em treinamento técnico do aplicativo estatístico

Minitab, de lá dos E.U.A., que nunca deixou de resolver as minhas dúvidas operacionais com o aplicativo.

Agradeço a contribuição da Sra. Maria do Rosário Gifoni Tierno, na preparação do estilo usado para a confecção desta Tese, na sua revisão e, principalmente no esclarecimento quanto às dúvidas do aplicativo de Word avançado.

Agradeço também à Simone Angélica Del-Ducca Barbêdo pela ajuda prestada nas pesquisas bibliográficas, e a Sra. Yolanda Ribeiro da Silva Souza, pelo auxílio na construção dos roteiros para elaboração de referências bibliográficas.

Agradeço também, a todos os colegas do Grupo da Engenharia do Produto do Serviço de Manufatura da Coordenadoria de Engenharia e Tecnologia do INPE, em particular, a M^a Suely Mitsuko Hirakawa Gondo, pelo companheirismo, incentivo e apoio no desenvolvimento desta Tese.

Finalmente, agradeço à minha família que me apoiou e acreditou em mim, em todo o tempo que levei para chegar até aqui, em especial à minha esposa Maria Tereza, que me ajudou muito, nas referências e que teve ainda, a paciência e a compreensão de quanto este trabalho foi importante para mim.

RESUMO

A crescente complexidade dos empacotamentos de componentes eletrônicos empregados em sistemas eletrônicos aeroespaciais, automotivos, etc., requer novos métodos de análise e de predição da confiabilidade das suas interconexões. Em particular, o tipo de empacotamento de componentes eletrônicos *Ceramic Ball Grid Array* (CBGA) possui muitas variáveis, como parâmetros de projeto do empacotamento que influenciam na confiabilidade das interconexões do componente. A análise da confiabilidade e a predição de vida em fadiga das interconexões elétricas representam um grande desafio para o analista de confiabilidade, em razão da constante diminuição das dimensões e das características metalúrgicas das juntas de solda dos empacotamentos dos componentes eletro-eletrônicos, bem como da crescente quantidade de interconexões. A presente Tese compara experimentalmente, três modelos de regressão linear empregados na referida análise da confiabilidade do empacotamento CBGA submetido à ciclagem térmica e propõe um novo método para o ajuste e a predição de suas falhas. Os três modelos de regressão são de Regressão Linear Múltipla (RLM), Regressão por Análise de Componentes Principais (ACP) e de Mínimos Quadrados Parciais (*Partial Least Squares*- PLS) para a predição do número de ciclos de falhas para 50% de falhas de interconexão dos componentes. Desses três modelos, a Regressão realizada com o Modelo dos Mínimos Quadrados Parciais, conhecido como *Partial Least Squares* (PLS), foi selecionada e proposta por oferecer vantagens sobre as demais. O resultado da comparação mostrou que a Regressão com PLS apresentou o menor valor do erro médio quadrático de validação cruzada que o qualifica como o melhor dentre os três modelos para os propósitos de predição. Duas grandes vantagens foram observadas no modelo de Regressão PLS: a redução dos efeitos indesejados devido à multicolinearidade realizada com poucos fatores, comparado com os demais modelos de regressão e a necessidade de poucas observações. Poucas observações acarretam em menos testes acelerados a serem realizados.

EXPERIMENTAL COMPARISON OF LINEAR REGRESSION TECHNIQUES FOR RELIABILITY ANALYSIS OF THE CBGA PACKAGING SUBMITTED TO THERMAL CYCLING AND PROPOSAL OF A NEW METHOD FOR FITTING AND PREDICTION OF FAILURES

ABSTRACT

The increasing complexity of packages of electronic components used in automotive, aerospace electronic systems requires the development of the new methods of analysis and reliability prediction of their interconnections. In particular, the type of packaging of electronic components Ceramic Ball Grid Array (CBGA) has many variables, such as packaging design parameters that influence the reliability of the component interconnections. The reliability analysis and prediction of fatigue life of electrical interconnects are a big challenge for the reliability analyst, due to the ever decreasing dimensions and metallurgical characteristics of the solder joints of the packaging of electrical and electronic components, as well as increasing amount of interconnections. This thesis compares experimentally, three types of linear regression models used in this analysis of the reliability of CBGA packaging subjected to thermal cycling and proposes a new method for fitting and prediction of their failures. The three regression models are: Multiple Linear Regression (MLR), Principal Components Analysis Regression (PCA) and Partial Least Squares Regression (PLS) to predict the number of cycles to failure for 50% of interconnect faults components. These three models, the regression performed with the Partial Least Squares model, known as Partial Least Squares (PLS), was selected and proposed because it offers advantages over the others. The results of the comparison showed that the PLS regression presented the smallest root-mean-square error of cross validation (RMSECV) that qualifies it as the best among the three models for prediction purposes. Two big advantages were observed in the PLS regression model: a big reduction of unwanted effects due to multicollinearity performed with few factors, compared with other regression models and a need of few observations. Few observations means less accelerated testing to be performed.

LISTA DE FIGURAS

	<u>Pág.</u>
Figura 1.1 - Diminuição do volume de solda, da largura do condutor e do tamanho da ilha (<i>pads</i>).....	3
Figura 2.1 - Níveis de hierarquia de empacotamento eletrônico com os correspondentes níveis de interconexão de solda.	14
Figura 2.2 – Micrografias em SEM/EDX.....	18
Figura 2.3 - Esquemas de estruturas de cristais de Sn e Pb.	20
Figura 2.4 - Análise do Mapeamento Elementar realizada com SEM/EDX....	22
Figura 2.5 - Micrografias de Microscópio Eletrônico de Varredura de juntas de solda de componentes do tipo chip 0805 soldados por refusão com ligas SAC	23
Figura 2.6 - Relação entre a espessura total da camada intermetálica e a raiz quadrada do tempo de envelhecimento..	24
Figura 2.7 - Estrutura da junta de solda de um empacotamento BGA mostrando as diferentes camadas.	27
Figura 2.8 - Esquema de deformações de um empacotamento CBGA durante a ciclagem térmica.	29
Figura 2.9 – Processo de envelhecimento com o aumento do número de ciclos para falhar.....	33
Figura 2.10- Resistência elétrica medida em juntas de solda de componentes em cerâmica <i>leadless</i> , em função do tempo, durante teste acelerado de tensão.	38
Figura 2.11 – Microseção de junta de solda SnPb de componente <i>leadless</i> cerâmico após realização de teste acelerado.	38
Figura 2.12- Microseção da junta de solda SnPb de um componente leadless cerâmico após teste acelerado de tensão.....	39
Figura 2.13- Teste de normalidade com o emprego do método da espessura do lápis.....	46
Figura 2.14 – Planejamento experimental de 2^2 com dois níveis e dois fatores. a) Planejamento fatorial, b) sem interação e c) com interação.	49
Figura 2.15 – Representação gráfica dos efeitos principais e interações de planejamento de 2^3 (dois níveis e três fatores).	49

Figura 2.16 – Representação de Planejamentos Fatoriais Completos e Fracionados.	54
Figura 2.17- Funções densidade de probabilidade de Weibull para diferentes valores de β	57
Figura 2.18 - Taxa de falhas de Weibull para diferentes valores de β	59
Figura 2.19- Relação entre o parâmetro de forma β de Weibull e a curva da banheira.	60
Figura 2.20 – Metodologias de Predição de Vida em Fadiga.	66
Figura 4.1- Vista de cima e de baixo do empacotamento CBGA empregado nesta Tese.	81
Figura 4.2 - Vista de corte do empacotamento CBGA típico.	83
Figura 4.3 – Diagrama de Ishikawa mostrando os Fatores que afetam a confiabilidade da junta de solda e os locais de risco associados ao componente.	85
Figura 5.1 - Gráfico Normal de Efeitos Normalizados	90
Figura 5.2 - Gráfico de Pareto dos Efeitos Normalizados.	91
Figura 5.3 - Gráfico de Resíduos para $N_{50\%}$	92
Figura 5.4 - Gráfico dos Principais Efeitos para $N_{50\%}$	93
Figura 5.5 - Gráfico de Resíduos do modelo RLM do CBGA.	100
Figura 5.6 - Gráfico de Scree mostrando os dois Componentes Principais com os autovalores correspondentes.	105
Figura 5.7 - Gráfico de Carregamento dos Fatores Variáveis Preditoras.	106
Figura 5.8 - Gráfico de Seleção do Modelo para PLS.	111
Figura 5.9 - Gráfico de Resposta para PLS.	112
Figura 5.10 - Gráfico de Coeficientes para PLS.	113
Figura 5.11 - Gráfico de Resíduo para N_{50}	114
Figura 5.12 - Fotos das Placas de Teste CBGA 256 SnPbAg, CBGA 256 LF, CBGA 400 SnPbAg e CBGA 400 LF.	116
Figura 5.13 - Fotos das Placas de Teste no momento da entrada nas zonas.. de aquecimento de soldagem.	116
Figura 5.14 - Instrumento de detecção de eventos em Operação.	117

Figura 5.15 - Foto da câmara térmica com demais equipamentos e instrumentos associados para a realização do teste acelerado no Laboratório de Integração e Teste do INPE (LIT-INPE).....	117
Figura 5.16 - Foto do <i>rack</i> de 19 polegadas com as placas de teste instaladas dentro da câmara térmica do Laboratório de Integração e Teste do INPE (LIT-INPE).....	118
Figura 5.17 - Placa de Teste para o componente CBGA 256.	119
Figura 5.18 - Empacotamento CBGA para 256 e 400 I/Os.	121
Figura 5.19 - Composição da trilha na PCI com o <i>daisy-chain</i> do componente.	122
Figura 5.20 - Esquema de ligação das quatro placas de circuito impresso de teste dos componentes CBGA com o Detector de Eventos da <i>AnalysisTech</i>	122
Figura 5.21 – Histogramas dos Primeiros Eventos de Ocorrência de Falhas... ..	124
Figura 5.22 - Perfil térmico mostrando a duração do ciclo de 90 min e os patamares superior e inferior ambos com duração de 14 min e 29 s.....	125
Figura 5.23 - Gráfico da Distribuição de Probabilidade de Weibull 2P do Grupo 1 para 32 amostras com Limites de Confiança de 5% e 95%.	134
Figura 5.24 – Gráfico da Distribuição de Probabilidade de Weibull 2P do Grupo 2 para 32 amostras com Limites de Confiança 5% e 95%.	135
Figura 5.25 - Gráfico da Distribuição de Probabilidade de Weibull 2P do Grupo 3 para 32 amostras com Limites de Confiança 5% e 95%.	136
Figura 5.26 - Gráfico da Distribuição de Probabilidade de Weibull 2P do Grupo 4 para 32 amostras com Limites de Confiança 5% e 95%.	137
Figura 5.27- Ajustes dos Valores de $N_{50\%}/RLM$ (Preditos) comparados com $N_{50\%}$ (Reais).....	139
Figura 5.28 - Ajustes dos Valores de $N_{50\%}/ACP$ (Preditos) comparados com $N_{50\%}$ (Reais).....	139
Figura 5.29 - Ajustes dos Valores de $N_{50\%}/PLS$ (Preditos) comparados com $N_{50\%}$ (Reais).....	140
Figura 5.30 - Ajustes dos Valores de $N_{50\%}$ (Reais) aos Valores de $N_{50\%}$ Preditos pelos Modelos de Regressão que não participaram da formulação dos modelos.....	144

Figura A.1 - Vista da face inferior do componente da Intel (Embedded Pentium MMX), mostrando as esferas de solda.....	197
Figura A.2 - BGAs montados em PCI de memórias de computadores pessoais.....	198
Figura A.3 – Raios X de CBGA de 256 I/Os.....	202
Figura A.4 – Variações do empacotamento BGA.....	203
Figura A.5 – Vista de corte de um empacotamento CBGA.....	203
Figura A.6 – Ilustração de um FBGA (<i>FineLine</i> BGA).....	204
Figura A.7 – Empacotamento TBGA.....	204
Figura B.1- Análise de Componentes Principais.....	205

LISTA DE TABELAS

	<u>Pág.</u>
Tabela 2.1- Propriedades dos Materiais e Fenômenos do Sistema de Juntas de Solda.....	33
Tabela 2.2- Mecanismos de Nucleação de Trincas.....	35
Tabela 2.3- Exemplos das Condições de Tensão submetidas às Juntas de Solda e Mecanismos de Falha relacionados.....	36
Tabela 2.4 Normas relacionadas aos Testes de Interconexão de Componentes.....	41
Tabela 2.5- Condições de Ciclagem de Temperatura pela IPC-9701.....	41
Tabela 2.6 – Tabela ANOVA para planejamento com classificação de dois fatores (<i>two-way</i>) com efeitos fixos.....	51
Tabela 3.1 - Metodologia do Trabalho.....	76
Tabela 4.1 - Conjunto Completo de Parâmetros de Projeto (Fatores) e suas Faixas de Valores utilizados nos testes acelerados e nos Modelos de Regressão.....	83
Tabela 5.1 – Fatores e Resoluções versus Corridas (Observações) de Planejamentos Fatoriais Disponíveis.....	89
Tabela 5.2 - Dados do Planejamento de Experimento Fatorial Fracionado.....	89
Tabela 5.3- Comportamento da Resposta $N_{50\%}$ com as Variáveis Predictoras.....	96
Tabela 5.4 – Termos, Resumo do Modelo e Análise de Regressão e de Variância.....	97
Tabela 5.5- Ajustes e Diagnóstico para Observações Incomuns.....	98
Tabela 5.6 – Matriz de Correlação com as Variáveis (Fatores).....	102
Tabela 5.7 – Análise de Componentes Principais (ACP).....	104
Tabela 5.8 - Análise de Regressão e de Variância (ANOVA) do Modelo de Regressão com Componentes Principais.....	107
Tabela 5.9 – Resultado da Análise de Regressão PLS: $N_{50\%}$ versus Parâmetros de Projeto.....	110
Tabela 5.11 - Especificações dos Componentes CBGA de 256 e 400 I/Os.....	121
Tabela 5.12 - Número de Ciclos da Falha para cada Grupo ou Placa de Teste.....	129
Tabela 5.13 - Distribuição das Probabilidades Estatísticas para cada Grupo.....	130

Tabela 5.14 – Resultados das Estimativas dos Parâmetros da Distribuição de Weibull 2P dos Quatro Grupos com 32 amostras.	134
Tabela 5.15- Equações das Retas do Grupo 1.	134
Tabela 5.16- Equações das Retas do Grupo 2.	135
Tabela 5.17- Equações das Retas do Grupo 3.	136
Tabela 5.18- Equações das Retas do Grupo 4.	137
Tabela 5.20 - Resumo do Modelo de Regressão RLM	140
Tabela 5.21 - Dados de Entrada para os Cálculos dos Números de Ciclos para Falhar dos componentes experimentais com empacotamento CBGAs 256 e 400.	141
Tabela 5.22 – Dados Experimentais obtidos da Literatura.....	141
Tabela 5.23- Valores de EMQ e EMQVC para os Três Modelos RLM, ACP e PLS	143
Tabela B.6- Influências e Distâncias.	183
Tabela C.1 – Conjunto de Dados de Números de Ciclos Térmicos de $N_{50\%}$ obtido nos testes acelerados de ciclagem térmica de componentes CBGA.	187

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

Adj SS	<i>Adjusted Sum of Squares</i>
Adj MS	<i>Adjusted Mean Squares</i>
AEF	Análise por Elementos Finitos
ANOVA	<i>Analysis of Variance</i>
BGA	<i>Ball Grid Array</i>
CBGA	<i>Ceramic Ball Grid Array</i>
CCGA	<i>Ceramic Column Grid Array</i>
CET	Coeficiente de Expansão Térmica
CSP	<i>Chip Scale Package</i>
CP1	Componente Principal 1
CP2	Componente Principal 2
CT	Condições Térmicas
CTA	Condições de Teste Acelerado
C4	<i>Controlled collapsed chip connection</i>
DF	<i>Degree of Freedom</i>
DIL	<i>Dual-in-Line</i>
DIP	<i>Dual-in-Line Package</i>
DPN	Distância ao Ponto Neutro
ETE	Coordenação de Engenharia e Tecnologia Espacial
EDX	<i>Energy-dispersive X-ray spectroscopy</i>
FCOB	<i>Flip Chip On Board</i>
FC	<i>Flip Chip</i>
FPGA	<i>Field Programmable Grid Array</i>
FR-4	<i>flame retardant</i>
GL	Grau de Liberdade
IBM	<i>International Business Machines</i>
IPC	<i>Association Connecting Electronics Industries</i>
I/O	<i>Input/output</i>
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
LCCC	<i>Leadless ceramic chip carrier</i>
LEO	<i>Low Earth Orbit</i>
LLCC	<i>Leadless chip carrier</i>
MS	<i>Mean square (Regression, Error e Total)</i>
N _{50%}	Número de ciclos térmicos para ocorrência de falhas em 50% da população de interesse
NIPALS	<i>Non Iterative Partial Least Squares</i>
OLS	<i>Ordinary Least Squares</i>
OMPAC	<i>Over Molded Pad Array Carrier</i>

p	valor de p (teste de hipóteses)
PBGA	<i>Plastic Ball Grid Array</i>
PGA	<i>Pin Grid Array</i>
PCI	Placa de Circuito Impresso
PLS	<i>Partial Least Squares</i>
PPM	<i>parts per million</i>
PRESS	Predictive Residual Sum of Squares
PQFP	<i>Plastic Quad Flat Package</i>
PTH	<i>Plated Through Hole</i>
RCP	Regressão por Componentes Principais
RoHS	<i>Restriction of Hazardous Substances</i>
R-sq	Coeficiente de Determinação (R^2)
RIAC	<i>Reliability Information Analysis Center</i>
RLM	Regressão Linear Múltipla
SAC	SnAgCu
SEM	<i>Scanning Electron Microscope</i>
SeqSS	<i>Sequential Sums of Squares</i>
SMT	<i>Surface Mounting Technology</i>
SS	<i>Sum of squares</i> (soma dos quadrados)
THT	<i>Through Hole Technology</i>
T	valor de T (t de Student)
SMD	<i>Surface Mounting Devices</i>
TACT	Teste Acelerado de Ciclagem Térmica
TSOP	<i>Thin Small Outline Package</i>
VIF	<i>Variance Inflation Factor</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

Ag	Elemento químico prata
Au	Elemento químico ouro
Cu	Elemento químico cobre
GPa	Giga Pascal
Mg	Elemento químico manganês
Ni	Elemento químico níquel
Sn	Elemento químico estanho
P	Elemento químico fósforo
Pb	Elemento químico chumbo
Pd	Elemento químico paládio
$\Delta\varepsilon_p$	Faixa de deformação plástica

SUMÁRIO

	<u>Pág.</u>
1 INTRODUÇÃO	1
1.1 Contexto.....	1
1.2 Motivação.....	2
1.3 Objetivo da Tese	6
1.4 Originalidade, Generalidade e Utilidade deste Trabalho.....	7
1.5 Estrutura da Tese.....	8
2 CONCEITOS BÁSICOS E REVISÃO DE LITERATURA.....	13
2.1 Conceitos Básicos sobre Confiabilidade da Junta de Solda	13
2.1.1 A Microestrutura das Juntas de Solda.....	15
2.1.2 Microestruturas Formadas por Liga Eutética Sn–Pb	17
2.1.3 Estabilidade Microestrutural e Interações Interfaciais	18
2.1.4 Microestruturas Formadas por Ligas Sn-Ag-Cu	20
2.1.5 A Evolução Microestrutural e as Interações Interfaciais.....	22
2.1.6 Confiabilidade Mecânica das Juntas de Solda.....	25
2.1.7 Falha provocada por Fadiga	27
2.1.8 Mecanismos de Falha em Juntas de Solda em Geral.....	30
2.1.9 Efeito da Falha de Interconexão de Solda de Segundo Nível	37
2.1.10 Normas referentes a Testes de Confiabilidade de Juntas de Solda....	40
2.2 Conceitos Básicos sobre Métodos Estatísticos em Análise e Predição de Confiabilidade	41
2.2.1 Planejamento de Experimentos Fatoriais e Teste de Significância	42
2.2.1.1 Planejamento de Experimentos com um único fator	43
2.2.1.2 Planejamentos de Experimentos Fatoriais	48
2.2.1.3 Planejamentos de Experimentos Fatoriais Fracionados	52
2.2.2 Análise Estatística da Confiabilidade	54
2.2.2.1 Distribuição de Probabilidade de Weibull	55
2.2.2.2 Estimação dos Parâmetros de Weibull.....	61
2.3.1 Limitações dos Testes Acelerados.....	64

2.3.2 Fadiga isotérmica via fadiga térmica	64
2.4 Metodologias de Análise e Predição da Confiabilidade.....	65
2.4.1 Métodos Experimentais	66
2.4.2 Métodos de Predição Estatística	69
3 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA E ABORDAGENS PARA SUA SOLUÇÃO	75
3.1 Formulação do Problema e Abordagens para sua Solução.....	75
3.2 Abordagem Adotada.....	75
3.3 Justificativa da Abordagem Adotada	78
4 ARQUITETURA, MATERIAIS E PARÂMETROS DE PROJETO DO CBGA	81
4.1 Material do Empacotamento do CBGA	82
4.2 Parâmetros de Projeto do Empacotamento	83
4.3 Dados de Entrada para os Modelos de Predição.....	86
5 RESULTADOS	87
5.1 Apresentação	87
5.2 Resultados do Planejamento de Experimento Fatorial Fracionado.....	88
5.3 Resultados do Modelo de Regressão Linear Múltipla (RLM)	94
5.3.1 Verificação da Adequação do Modelo RLM	96
5.3.2 Estudo da Adequação ao Modelo RLM quanto aos Resíduos.....	99
5.3.3 Estudo da Adequação ao Modelo RLM quanto ao Problema da Multicolinearidade	101
5.4 Resultados com o Modelo de Regressão empregando Análise de Componentes Principais	103
5.5 Resultados com o Modelo de Regressão empregando Mínimos Quadrados Parciais (Partial Least Square- PLS).....	108
5.6 Resultados da Parte Experimental.....	114
5.6.1 Descrição da Parte Experimental da Tese	114
5.6.2 Descrição das Placas de Teste.....	118
5.6.3 Especificações dos Empacotamentos dos Componentes CBGA.....	120
5.6.4 Detalhes do Monitoramento das Falhas.....	121
5.6.5 Perfil de Temperatura e Fator de Aceleração	125

5.6.5.1	Fatores de Aceleração.....	126
5.6.5.2	Números de Ciclos Térmicos para 50% de Falhas dos Itens Originais	128
5.6.5.3	Números de Ciclos de Falha para cada Grupo de Amostras	128
5.6.5.4	Determinação das Distribuições de Probabilidades Estatísticas dos Grupos 1, 2, 3 e 4	129
5.6.6	Estimativa dos Parâmetros da Distribuição de Probabilidade de Weibull.....	132
5.6.7	Quadro de Resultados das Estimativas dos Parâmetros da Distribuição de Weibull 2P para os Quatro Grupos com 32 amostras	133
5.6.8	Gráfico do Grupo 1 (CBGA 256 SnPbAg).....	134
5.6.9	Gráfico do Grupo 2 (CBGA 400 SnPbAg).....	135
5.6.10	Gráfico do Grupo 3 (CBGA 256 SAC 305).....	135
5.6.11	Gráfico do Grupo 4 (CBGA 400 SAC 305).....	136
5.7	Estudo de Comparação, Seleção e Validação dos Modelos de Regressão RLM, ACP e PLS	137
5.7.1	Erro Médio Quadrático e Erro Médio Quadrático da Validação Cruzada	137
5.7.2	Dados para os Cálculos de EMQ e para EMQVC para as Observações não incluídas na Formulação dos Modelos de Regressão.....	141
6	CONCLUSÕES.....	147
7	PROPOSTA PARA TRABALHOS FUTUROS.....	149
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	151
	GLOSSÁRIO	163
	APÊNDICE A – PLANEJAMENTO DE EXPERIMENTO FATORIAL FRACIONADO	169
A.1-	Introdução.....	169
A.2 -	Dados sobre o Planejamento de Experimento Fatorial Fracionado.....	169
A.2.1	Geradores de Projeto:.....	169
A.2.2	Estrutura de Associações (Alias)	169
A.2.3	Variável Dependente $N_{50\%}$ versus Parâmetros de Projeto (Fatores) ..	171
A.2.5	Observações incomuns para $N_{50\%}$	175
A.2.6	Ajuste Fatorial.....	175

A.2.7 Análise de Variância para N _{50%} (unidades codificadas) depois do Ajuste Fatorial	176
A.2.8 Observações Incomuns para N _{50%}	177
APÊNDICE B – LISTAGEM DO MODELO DE REGRESSÃO PLS: N _{50%} VERSUS COMPDIAG; ESPSUBST; CONTESF; CET/CER; CET/SOLD; ...	179
B.1 Introdução	179
B.2 Listagem	179
B.2.1 Método	179
B.2.2 Análise de Variância para N _{50%}	179
B.2.3 Seleção e Validação de Modelo para N _{50%}	180
B.2.4 Coeficientes da Equação de Regressão do Modelo de Regressão PLS	180
B.2.5 Equação de Regressão do Modelo PLS	181
B.2.6 Ajustes e Resíduos para N _{50%}	181
B.2.7 Leverages (Influências) e Distâncias	183
APÊNDICE C - CONJUNTO DE DADOS DE NÚMEROS DE CICLOS TÉRMICOS N _{50%} DE TESTES ACELERADOS DE CICLAGEM TÉRMICA .	187
APÊNDICE D – RESULTADOS DE N _{50%} APLICANDO MODELOS DE REGRESSÃO RLM, ACP E PLS E O CONJUNTO DE DADOS (95 OBSERVAÇÕES) COM RESULTADOS DO MODELO PLS	191
ANEXO A – EMPACOTAMENTO BGA DE COMPONENTE ELETRÔNICO	197
A.1 Introdução	197
A.2 Descrição	198
A.3 Vantagens.....	199
A.3.1 Alta Densidade de Interconexões	199
A.3.2 Condução de Calor	199
A.3.3 Terminais com Baixa Indutância	199
A.4 Desvantagens.....	200
A.4.1 Terminais rígidos (<i>non-compliant</i>).....	200
A.4.2 Dificuldade de Inspeção.....	201
A.4.3 Custo do Equipamento	202
A.5 Variações do Empacotamento BGA	202

ANEXO B – INTRODUÇÃO AO MODELO DE REGRESSÃO POR ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS	205
B.1 Introdução	205
B.2 Detalhes do Modelo de Regressão ACP	207
B.3 Discussão	210
B.4 Propriedades e Limitações do ACP	211
B.5 Cálculo da Regressão ACP por meio do Método da Covariância.....	211
B.5.1 Organização do Conjunto de Dados	211
B.5.2 Cálculo da Média Empírica	212
B.5.3 Cálculo dos Desvios da Média.....	212
B.5.4 Cálculo da Matriz de Covariância	213
B.5.5 Cálculo dos Autovetores e Autovalores da Matriz de Covariância.....	213
B.5.6 Cálculo da Energia Acumulativa para cada Autovetor	214
B.5.7 Seleção de um Subconjunto de Autovetores como Vetores Base	215
B.5.8 Conversão dos Dados Originais em Pontuações - Z.....	215
B.5.9 Projeção das Pontuações-Z dos Dados na Nova Base	216
B.6 Software e Código Fonte	216
B.7 Cálculo Eficiente dos Componentes Principais.....	217
B.7.1 Algoritmos Iterativos	217
B.7.2 Método NIPALS	218
ANEXO C - REGRESSÃO POR MÍNIMOS QUADRADOS PARCIAIS (PLS)	219
C.1 Introdução.....	219
C.2 Diferenças entre os métodos de Regressão PLS e Mínimos Quadrados Ordinários (Ordinary Least Squares-OLS)	220
C.3 Vantagens e Desvantagens do Método de Regressão PLS.....	221
C.4 Descrição do Método de Regressão PLS.....	221
C.5 Algoritmo NIPALS.....	224
C.6 Número de Componentes.....	225
C.7 Número de Modelos	226

1 INTRODUÇÃO

1.1 Contexto

A tecnologia *Surface Mounting Technology* (SMT) tem, como principal característica, a montagem de componentes eletroeletrônicos realizada na superfície de Placas de Circuito Impresso (PCIs) ou na superfície de outros tipos de substratos. Desde o seu surgimento, no início dos anos 80, esta tecnologia trouxe uma série de vantagens para toda a indústria eletrônica, beneficiando todos os setores.

O setor espacial tem, também, se beneficiado dessas vantagens, pois estas proporcionam a compactação, com a redução de área de circuito, com a consequente redução de massa, sendo esses fatores de grande interesse para o setor espacial, resultando numa melhoria de desempenho elétrico e térmico, possibilitando a obtenção de maiores níveis de confiabilidade.

Entretanto, o emprego da tecnologia de montagem em superfície em sistemas eletrônicos espaciais, impõe vários fatores exclusivos, na medida em que a demanda por produtos eletrônicos espaciais é pequena. A quantidade de itens produzidos muito pequena, e a diversidade muito grande, afetam enormemente a estratégia e as práticas usadas nos processos de fabricação, montagem, inspeção e qualificação. Os ambientes de operação específicos de missão são diversificados e variam desde uma missão com duração de poucos dias, até uma missão interplanetária com duração de vários anos (10 anos ou mais).

Ainda, considerando os ambientes de missão espacial, no que diz respeito aos efeitos da radiação sobre os metais de modo geral, segundo Dunn (1996), os níveis de radiação existentes no espaço, geralmente em torno de 10^7 rads por ano, não são suficientes para modificar as propriedades dos metais.

Quanto ao ataque de oxigênio atômico, fenômeno que ocorre intensamente em baixas altitudes no espaço, ainda segundo Dunn (1996), os metais têm sido observados a reagirem menos do que os polímeros, embora haja algumas

exceções, como a prata, o osmium e o cobre. De maneira geral, os *hardwares* eletrônicos são instalados dentro de estruturas (caixas) metálicas que oferecem uma proteção contra esse tipo de ataque.

Pelas razões expostas acima, os efeitos da radiação e do ataque do oxigênio atômico sobre a confiabilidade das interconexões (juntas realizadas com ligas metálicas) não são tratados nesta Tese.

Devido a pouca ou quase nenhuma informação vinda do campo de aplicação e por causa da dificuldade e da quase impossibilidade de reparo de componentes com falhas durante a operação no espaço, uma pré-avaliação da qualidade dos componentes e da integridade das suas interconexões fica a cargo, principalmente, das predições analíticas e dos resultados de testes de qualificação baseados em ambientes acelerados.

Resta para o analista de confiabilidade, a tarefa de realizar a referida pré-avaliação da confiabilidade da montagem dos componentes, empregando a tecnologia SMT e inclusive de dar um parecer sobre a integridade das juntas de solda, durante e ao término do tempo de vida da missão espacial.

Essa tarefa não é simples devido à complexidade crescente dos empacotamentos dos componentes, à variabilidade nas propriedades dos materiais, e aos próprios e diversos ambientes espaciais.

1.2 Motivação

Os equipamentos eletrônicos têm sido produzidos cada vez mais em escalas menores de tamanho, sendo mais leves e compactos, podendo então incorporar um número sempre crescente de funções, graças à tecnologia SMT. Essas características são muito interessantes também para o setor espacial, sob vários aspectos, principalmente, os de redução de massa e os de aumento na confiabilidade obtidos com a referida tecnologia.

A adoção da tecnologia SMT proporciona uma solução razoável de baixo custo em produtos portáteis de alta densidade de componentes eletrônicos, com

diversos tipos de empacotamento SMT, fornecendo um bom desempenho elétrico. Para alguns setores, a tecnologia SMT ainda proporciona a produção em larga escala, reduzindo os custos de fabricação e do produto final.

No entanto, em aplicações com alta compactação, a alta densidade de componentes eletrônicos implica também numa alta densidade de interconexões, diminuindo o seu volume e aumentando a sua complexidade sob o ponto de vista metalúrgico, gerando um grande desafio para a confiabilidade. A Figura 1.1 mostra a diminuição do volume de solda, da largura dos condutores e das ilhas (*pads*) com o surgimento de novos tipos de empacotamento de componentes eletrônicos.

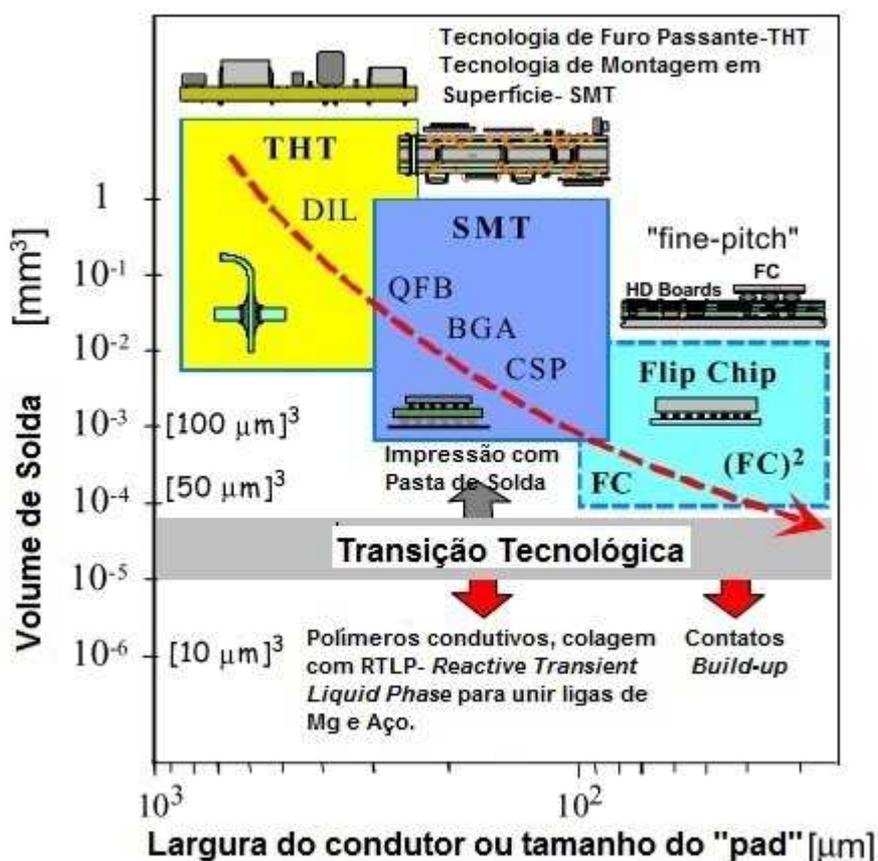


Figura 1.1 - Diminuição do volume de solda, da largura do condutor e do tamanho da ilha (*pads*).
 Fonte: Adaptado de Mattila (2006).

As juntas de solda das interconexões suportam consideráveis e crescentes deformações e tensões devido às variações de temperatura no ambiente

operacional. Os componentes com seus terminais cada vez menores, mais densos e soldados cada vez mais próximos das superfícies das Placas de Circuitos Impressos (PCIs) e dos substratos em geral, reúnem mais fatores preocupantes com relação à confiabilidade.

Somado a isso, surge à preocupação com a proibição do uso do elemento chumbo¹ na composição das ligas de solda pela maioria das indústrias eletrônicas devido a problemas ambientais com o seu uso. No futuro, a proibição deste elemento poderá atingir de uma maneira ou de outra, o setor espacial, com a consequente inclusão de novos materiais, como as ligas de solda isentas de chumbo, aumentando mais ainda, a preocupação com relação à confiabilidade das interconexões.

Desafios crescentes estão relacionados ao aumento em complexidade da metalurgia da solda, devido a esses novos materiais de ligas de solda e aos materiais de coberturas protetoras (*conformal coating*) da PCI. Igualmente preocupantes são as metalizações dos terminais de componentes que geram microestruturas complexas produzindo, conseqüentemente, tamanhos de defeitos cada vez menores nas interconexões de solda.

A liga de solda e as ilhas (*pads*) metálicas formam interconexões cuja microestrutura afeta, enormemente, a confiabilidade das montagens. É importante investigar o impacto das microestruturas das interconexões sob o ponto de vista da confiabilidade (LIU et al., 2011).

A crescente complexidade da metalurgia das soldas nas interconexões realizadas com novos materiais aumenta a necessidade da realização de testes de confiabilidade, acarretando o aumento no custo de novos produtos e a demora na colocação do produto no mercado.

Outro item importante é o emprego correto de procedimentos de testes para uma dada aplicação. Os produtos eletrônicos são submetidos a diferentes

¹ O elemento chumbo com o elemento estanho forma a liga estanho-chumbo 67Sn37Pb usada predominantemente, por muitos anos, na indústria eletrônica para soldagem de componentes eletrônicos.

ambientes operacionais e portanto, suas confiabilidades com relação às suas interconexões devem ser sempre avaliadas com testes que realmente simulem deformações e tensões tão reais quanto possível.

Os produtos eletrônicos são normalmente expostos às flutuações de temperatura durante a sua vida útil, e isto é devido à dissipação de calor gerado internamente ou devido ao seu ambiente operacional. Essas flutuações de temperatura são responsáveis em grande parte pelas falhas que ocorrem nas juntas de solda. Esses carregamentos são simulados com testes padronizados de confiabilidade, que também permitem estudos comparativos de várias combinações de materiais.

Essas diferentes combinações dos materiais resultam em diferentes tempos de vida em fadiga, sob um determinado carregamento, resultando em diferentes mecanismos de falha. A análise da confiabilidade deve envolver, sistematicamente, o estudo da física das falhas e um tratamento estatístico dos seus efeitos.

Os métodos estatísticos são necessários para estudar as taxas de falhas e classificar os modos de falha, assim como, fazer as inferências com relação aos diferentes tempos de vida sob testes de fadiga.

O tipo de empacotamento de componente eletrônico escolhido para análise de confiabilidade foi o *Ball Grid Array* (BGA). O BGA pertence a uma família de empacotamentos que possui uma rede ou uma matriz de esferas de solda na sua face inferior, sendo atualmente um dos tipos de empacotamento que proporciona o maior número de interconexões elétricas com o exterior do componente. É por essa rede ou matriz de esferas que se estabelecem as interconexões com os demais componentes na PCI. Além dessas características, o empacotamento escolhido é feito de material cerâmico, conhecido por proporcionar melhores características de hermeticidade, um fator importante em requisitos de alta confiabilidade. Com o seu corpo principal (substrato) constituído de material cerâmico, o empacotamento passa a designar-se *Ceramic Ball Grid Array* (CBGA).

A análise de confiabilidade realizada nesse tipo de empacotamento teve como foco às tensões e às deformações aplicadas às juntas de solda desses componentes, sob carregamento termomecânico, por causa dos diferentes coeficientes de expansão térmica (CET) apresentados pelos diferentes materiais envolvidos na montagem.

O tipo de empacotamento CBGA recomendado normalmente nos testes de confiabilidade de interconexões possui uma configuração interna de ligações conhecida como *daisy-chain*. Nesta Tese foram empregados dois conjuntos do tipo de empacotamento CBGA com esferas de solda, um com liga *lead-free* (SAC305) (sem chumbo) e outro conjunto com ligas de solda em estanho, chumbo e prata (SnPbAg).

Os conjuntos de dados de teste de ciclagem térmica, contendo os parâmetros de projeto e as variáveis dos testes, assim como o número de ciclos para falhar 50% da população inicial, foram obtidos da literatura técnica especializada.

Quatro placas de testes foram projetadas e montadas, usando pastas de solda compatíveis com as ligas de solda das esferas dos empacotamentos BGA (SAC305 e SnPbAg).

O referido método de avaliação da confiabilidade de empacotamento pode ser aplicado em diferentes tipos de empacotamento, principalmente naqueles que implicam num alto custo de avaliação.

1.3 Objetivo da Tese

O objetivo da Tese é comparar experimentalmente modelos de regressão linear empregados na análise da confiabilidade do empacotamento *Ceramic Ball Grid Array* (CBGA) submetidos à ciclagem térmica e propor um novo método para o ajuste e a predição de suas falhas.

A obtenção de dados estatísticos a respeito do número de ciclos de vida em fadiga de juntas de solda pela realização de ensaios laboratoriais requer grandes recursos financeiros e muito tempo de preparação dos espécimes. A alternativa é empregar dados experimentais encontrados na literatura técnica e

aplicá-los em modelos matemáticos. Pretende-se mostrar que com algumas ferramentas estatísticas, é possível obter modelos de predição robustos de vida em fadiga de juntas de solda, com poucas amostras e, ao mesmo tempo, com vários parâmetros de projeto ou muitas variáveis preditoras, eliminando-se o problema, por exemplo, da multicolinearidade², entre outros.

O modelo proposto é o de Regressão, empregando a técnica dos Mínimos Quadrados Parciais (*Partial Least Square Regression* (PLS)), muito empregada em setores onde a quantidade de preditores supera a quantidade de observações. Devido a essa característica, o modelo de Regressão PLS com origem nas ciências sociais (especificamente na Econometria) tornou-se popular primeiro na Quimiometria (ABDI, 2003).

Esta Tese propõe originalmente, a aplicação do referido modelo considerando a grande quantidade de parâmetros (fatores) de projeto que influenciam a confiabilidade do empacotamento e também, devido aos parâmetros altamente colineares que produzem resultados não confiáveis de predição de vida em fadiga, segundo Yeniay e Goktas (2002).

1.4 Originalidade, Generalidade e Utilidade deste Trabalho

A análise e a predição de vida em fadiga de juntas de solda em empacotamentos tipo BGA, têm sido objeto de pesquisas por muitos anos. Vários pesquisadores (PERKINS; SITARAMAN, 2004; SINGH, 2006, HARIHARAN, 2007; ARUNACHALAM, 2011), para citar alguns, têm empregado modelos de Regressão Linear Múltipla (RLM) e Regressão de Componentes Principais (RCP) para predição de confiabilidade e para seleção de componentes com arquiteturas de empacotamento do tipo *area-array*. Devido à crescente complexidade dos diversos tipos de empacotamentos, acarretando o aumento de variáveis independentes (fatores), altamente colineares, é de conhecimento de todos, que os estimadores gerados a partir

² Multicolinearidade se refere a situações nas quais uma ou mais dentre as variáveis independentes estão fortemente correlacionadas entre si. Sugere-se ao leitor consultar referências a respeito desse assunto e como sugestão é indicada a referência (LEVINE et al., 2005, p. 592).

dos mínimos quadrados ordinários (*Ordinary Least Squares- OLS*) para estimação de coeficientes de regressão ou preditores, baseados nessas estimativas, podem fornecer resultados insatisfatórios. Segundo Helland (1988) citado por Yeniay e Goktas (2002) os dois métodos mais usados, a RCP e a Regressão Ridge (RR) requerem grandes quantidades de cálculos na medida em que a quantidade de variáveis cresce. A RCP consegue resolver o problema da colinearidade com poucos fatores. No entanto, o *Partial Least Squares* (PLS) consegue resolver o problema da colinearidade, com muito menos fatores, comparado com a RCP. O modelo de Regressão, empregando o PLS, era até recentemente, pouco conhecido entre os estatísticos, segundo Yeniay e Goktas (2002). Usado atualmente em vários segmentos, a aplicação da regressão empregando o modelo PLS na predição de vida em fadiga de juntas de solda de empacotamentos complexos, deve proporcionar melhor qualidade de predição, mesmo na presença de fatores colineares.

1.5 Estrutura da Tese

A Tese está estruturada da seguinte forma:

- Capítulo 1 apresenta a introdução da Tese iniciando com o contexto, a motivação para a sua realização, o seu objetivo e a sua estrutura.
- Capítulo 2 apresenta os conceitos básicos e a revisão de literatura com duas seções:
 - A seção de conceitos básicos é constituída de três partes. A primeira parte apresenta uma noção sobre a confiabilidade e dos modos de falha das ligas e das juntas de solda, em especial, as ligas de solda SnPb e a *lead-free*. A seção apresenta, ainda, uma visão de como a microestrutura de algumas ligas de solda *lead-free* é constituída, a sua estabilidade e algumas reações de interfaces. Uma introdução é dada para os mecanismos de falha das juntas de solda, incluindo falha por fadiga que é uma das mais importantes ameaça à integridade das juntas de solda. A

segunda parte apresenta conceitos básicos sobre métodos estatísticos empregados na análise e predição de confiabilidade. E, na última parte, são apresentados alguns aspectos da metodologia empregada nos testes acelerados onde são abordados os seus limites e a relação entre fadiga isotérmica e fadiga térmica.

- A seção de Metodologia de Análise e Predição de Confiabilidade apresenta a literatura técnica sobre o desenvolvimento dos modelos e dos métodos empregados na análise e na predição do número de ciclos térmicos (N_f) para uma junta de solda falhar por fadiga termomecânica. A seção está dividida em dois itens:
 - i. Métodos Experimentais e,
 - ii. Métodos de Predição Estatística.
- **Capítulo 3** apresenta a formulação do problema e abordagens para a sua solução:
 - Este capítulo apresenta a formulação do problema e as abordagens para a sua solução por meio de um fluxograma, onde são mostradas todas as etapas e a sequência adotada para a realização do trabalho, juntamente com a sua justificativa.
- **Capítulo 4** apresenta a Arquitetura, os Materiais e os Parâmetros de Projeto do Empacotamento CBGA:
- **Capítulo 5** apresenta os resultados obtidos com os seguintes modelos empregados:
 - Planejamento de Experimento Fatorial Fracionado,
 - Modelo de Regressão Linear Múltipla,
 - Modelo de Regressão empregando Análise de Componentes Principais,

- Modelo de Regressão empregando Mínimos Quadrados Parciais (*Partial Least Square* - PLS),
 - Esta seção apresenta, ainda, uma descrição da parte experimental da Tese, descrevendo todos os detalhes do experimento desde os componentes empregados, o projeto das placas de teste, as especificações do teste acelerado empregado nos quatro grupos de amostras de componentes; e, finalmente os resultados obtidos dos números de ciclos térmicos para falhar 50% ($N_{50\%}$) da quantidade de componentes que havia no início do teste acelerado,
 - A última seção deste capítulo apresenta um estudo comparativo dos três modelos de regressão para predição de vida em fadiga de junta de solda ($N_{50\%}$) apresentados nas seções anteriores, com a respectiva seleção e validação, empregando as medidas de Erro Médio Quadrático (EMQ) e Erro Médio Quadrático da Validação Cruzada (EMQVC);
- **Capítulo 6** apresenta as conclusões com as contribuições da Tese;
 - **Capítulo 7** propõe trabalhos futuros complementares.
 - **Apêndice A** apresenta a listagem do resultado do Planejamento de Experimento Fatorial Fracionado;
 - **Apêndice B** apresenta a listagem do resultado da aplicação do modelo de Regressão com PLS, tendo $N_{50\%}$ como a variável resposta dependente e os Parâmetros de Projeto do empacotamento como fatores ou preditores do modelo de regressão;
 - **Apêndice C** apresenta o conjunto de dados dos números de ciclos térmicos de $N_{50\%}$, obtidos nos testes acelerados de ciclagem térmica de empacotamentos de componentes CBGA obtidos da literatura técnica;

- **Apêndice D** apresenta os resultados de $N_{50\%}$ aplicando modelos de Regressão RLM, ACP e PLS e o conjunto de dados (95 observações) com resultados do modelo PLS;
- **Anexo A** apresenta noções básicas sobre o empacotamento BGA;
- **Anexo B** apresenta noções básicas sobre modelos de Regressão por Análise de Componentes Principais (ACP);
- **Anexo C** apresenta noções básicas sobre modelos de Regressão por Mínimos Quadrados Parciais (PLS).

2. CONCEITOS BÁSICOS E REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Conceitos Básicos sobre Confiabilidade da Junta de Solda

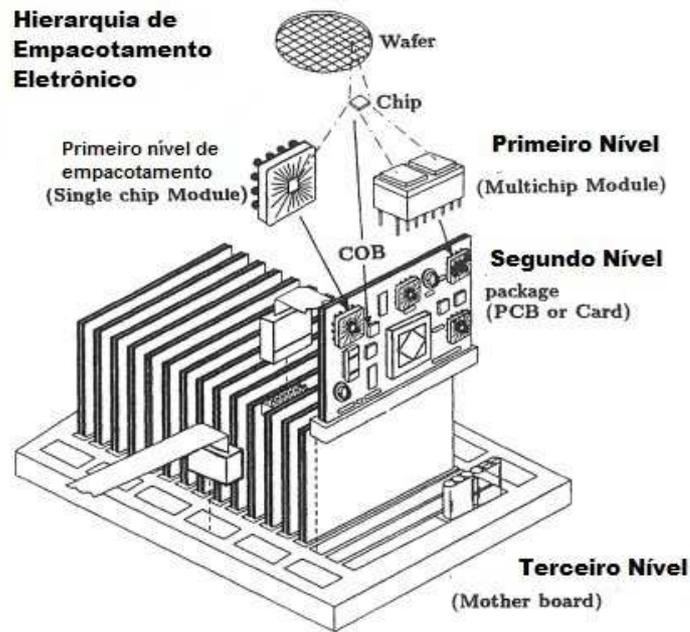
O objetivo desta seção é apresentar uma noção a respeito da confiabilidade e dos modos de falha de ligas e juntas de solda, em especial, estanho-chumbo (SnPb) e sem chumbo *lead-free* (LF).

Esta seção apresenta, também, a microestrutura de algumas ligas de solda, inclusive a liga de solda *lead-free*, as suas estabilidades e algumas reações de interfaces.

Alguns mecanismos de falha que podem ocorrer nas interconexões do tipo juntas de solda são abordados incluindo falha por fadiga, sendo esta uma das mais significativas ameaças à integridade das juntas de solda. Também são mencionados os efeitos das interconexões das juntas de solda de segundo nível; e, por último, as normas utilizadas em testes de confiabilidade das juntas de solda.

A Figura 2.1 apresenta a hierarquia de empacotamento eletrônico com os correspondentes níveis de interconexão. Nesta Tese será tratada somente a confiabilidade referente ao segundo nível de interconexão, ou seja, as interconexões dos empacotamentos dos componentes eletrônicos soldados sobre um substrato, em particular, sobre uma placa de circuito impresso (PCI) fabricada com o compósito de fibra de vidro-epóxi. A técnica desenvolvida nesta Tese pode ser empregada em qualquer tipo de substrato, conhecendo-se os coeficientes de expansão térmica (CETs) dos materiais que constituem o empacotamento do componente eletrônico.

Engelmaier (1991) define a confiabilidade da junta de solda como sendo a capacidade de funcionar como esperado, por um período de tempo esperado, sem exceder uma probabilidade de falha aceitável esperada.



O três primeiros níveis de hierarquia de EMPACOTAMENTO Eletrônico

Figura 2.1 - Níveis de hierarquia de empacotamento eletrônico com os correspondentes níveis de interconexão de solda.
 Fonte: Adaptado de Illyefalvi-Vitéz (1999).

Em geral, um modo de falha é o resultado de um ou vários mecanismos de falha, quando a junta está sob determinadas combinações das propriedades dos materiais e do ambiente, sendo que estes fatores podem atuar simultaneamente.

Diferentes condições devem ser consideradas quando se avalia o desempenho de uma estrutura de junta de solda com relação à confiabilidade. De acordo com Liu et al., (2011), as condições são as seguintes:

- Distribuição de tensão,
- Amplitude de deformação,
- Taxa de deformação,
- Natureza cíclica da tensão (mecânica, térmica e termomecânica),
- Temperatura e,
- Outros fatores ambientais (corrosão, vibração, etc.).

Além dessas condições, os comportamentos metalúrgicos e físicos da junta de solda, são também muito importantes, porque estes também afetam sobremaneira, o comportamento da confiabilidade da junta de solda.

2.1.1 A Microestrutura das Juntas de Solda

A microestrutura de uma junta de solda é uma combinação de estrutura de grãos e das fases presentes no material, bem como de defeitos, distribuição e morfologia. A microestrutura é dependente de vários fatores, a saber:

1. Composição da liga de solda,
2. Material do substrato,
3. Tempo,
4. Refusão,
5. Temperatura,
6. Processo de solidificação,
7. Condições térmicas e mecânicas,
8. Histórico químico do material da solda, e a
9. Taxa de resfriamento.

A taxa de resfriamento é um dos fatores mais críticos. Uma taxa de resfriamento elevada aumenta o número de núcleos formados, produzindo grãos menores. De acordo com Abtew (1998), uma taxa de resfriamento baixa produz grãos maiores.

Durante a soldagem, a formação de compostos intermetálicos dentro da matriz de solda, entre a solda e o substrato, é inevitável. A formação de camadas intermetálicas garante uma boa ligação metalúrgica e, por isso, é de extrema importância para a integridade da junta de solda e para a sua confiabilidade. Os intermetálicos em camadas mais finas têm um efeito de fortalecer e melhorar as propriedades mecânicas e térmicas das ligas de solda. No entanto, de acordo com Harris e Chagar (1998), em camadas mais espessas, juntas quebradiças são mais facilmente produzidas. Camadas espessas de intermetálicos de juntas de solda em montagem em superfície podem ser

formadas, não só por um longo tempo de refusão da solda e por altas temperaturas de refusão, mas também pelo envelhecimento e pelo armazenamento prolongado. A espessura da camada intermetálica aumenta linearmente com a raiz quadrada do tempo de envelhecimento e a camada intermetálica juntamente com a solda torna-se gradualmente mais plana. Segundo Chan (1997), a interface entre a solda e a camada intermetálica, sendo plana, é prejudicial para o tempo de vida em condição de fadiga.

Segundo Guo et al. (1990), quando a soldagem é baseada em estanho (Sn) sobre cobre (Cu), a camada gerada mais comum é o Cu_6Sn_5 que se forma quando a solda fundida molha o cobre. É prática generalizada empregar Ni (níquel) e Au (ouro) químico conhecido como ENIG, sobre a superfície do cobre, agindo como barreira e como uma camada de proteção contra a oxidação entre a solda e a camada de cobre. A camada de Au químico é muito fina e é completamente dissolvida na solda durante a soldagem. Assim, a molhagem ocorre em direção ao níquel químico que contém as camadas de fósforo (P) e de Ni_3Sn_4 que serão formadas entre a solda rica em Sn e a camada de Ni. As fraturas ou trincas acontecem na interface Ni_3Sn_4 e Ni-P e as razões possíveis, segundo Blair e Yu (1998) citado por Liu et al. (2011) para estas fraturas são as seguintes:

1. Segregação do P na interface,
2. Contaminação ou oxidação durante a metalização do Ni-Au ou após metalização via difusão e,
3. Fratura frágil de Ni-P e Ni_3Sn_4 .

A estrutura do grão da solda é também intrinsecamente instável. Os grãos crescem em tamanho ao longo do tempo, enquanto que a sua estrutura diminui a sua energia interna. A microestrutura não estável muda para uma morfologia energeticamente mais favorável ao longo do tempo (ENGELMAIER, 1997). Este processo de crescimento do grão é ampliado não só por temperaturas elevadas, como também pela entrada de energia de deformação durante o carregamento cíclico. O processo de crescimento do grão é, portanto, uma indicação do acúmulo de dano sofrido pela junta de solda (ENGELMAIER,

1997). Após certo tempo, microvazios podem ser encontrados nas interseções de contornos de grãos. Estes microvazios crescem, transformando-se em microtrincas que por sua vez, crescem mais ainda, tornando-se macrotrincas causando, finalmente, a fratura total.

A microestrutura influencia, fortemente, as propriedades de um material e os mecanismos de falha da junta de solda. A vida em condições de fadiga, por exemplo, pode ser drasticamente afetada pela variação na microestrutura. De acordo com Morris e Reynolds (1997) citado por Liu et al. (2011), para melhorar a resistência à fadiga das ligas de solda e do ponto de vista da taxa de resfriamento, deve-se aumentar a velocidade de resfriamento durante a solidificação para criar uma microestrutura do tipo equiaxial (i.e., que possua dimensões, aproximadamente, iguais em todas as direções).

2.1.2 Microestruturas Formadas por Liga Eutética Sn–Pb

A solda eutética estanho e chumbo (63Sn-37Pb), é um sistema de duas fases, consistindo de uma mistura de fase rica em chumbo, referida como fase α (solução sólida de Sn em Pb) e uma fase rica em estanho, referida como fase β (solução sólida de Pb em Sn). A reação eutética [L \rightarrow (fase α de Pb) + (fase β de Sn)] acontece na temperatura de 183°C e é composta de 45,5% em peso da fase β $[(97,5-61,9)/(97,5-19,2)= 45,5]$ e 54,5% em peso da fase α . Na temperatura de 183°C, a fase α é composta de 19,2% de Sn e a fase β rica em Sn é composta de 97,5% de Sn (LIU et al., 2011).

A Figura 2.2 de (a) a (c) apresenta o mapeamento elementar realizado por meio da microscopia eletrônica de varredura com microanálise de raios X (SEM/EDX) da solda eutética (63Sn-37Pb) e mostra a distribuição dos elementos Pb e Sn na estrutura bifásica. As regiões mais escuras e mais claras mostradas na Figura 2.2 (a) são, respectivamente, as regiões de fase β ricas em Sn e fase α ricas em Pb.

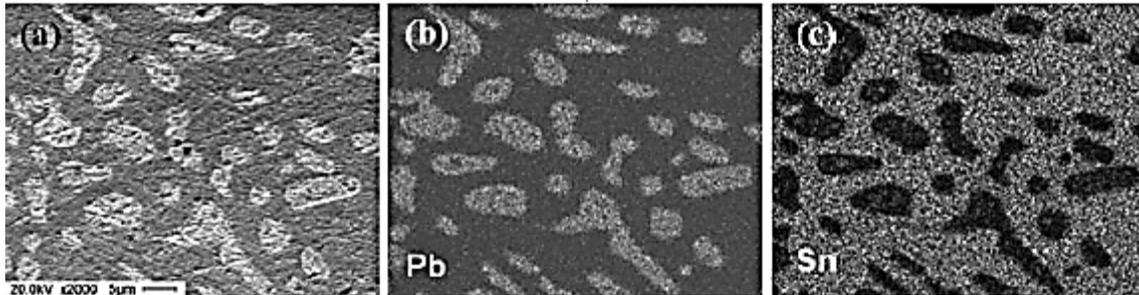


Figura 2.2 – Micrografias em SEM/EDX

(a) Micrografia em SEM/EDX da microestrutura da liga de solda Sn37Pb;

(b) distribuição do elemento Pb (áreas mais claras); e

(c) distribuição do elemento Sn (áreas mais claras).

Fonte: Adaptado de Liu et al. (2011).

2.1.3 Estabilidade Microestrutural e Interações Interfaciais

Os cristais de estanho têm uma estrutura de corpo centrado tetragonal (*body centered tetragonal-bct*), apresentado na Figura 2.3 (a), que resulta numa diferença de expansão térmica ao longo do eixo principal dos cristais ($\alpha[100]=\alpha[010]=16,5$ ppm/K e um $\alpha[001]=32,4$ ppm/K, a 30°C) (MATIN et al., 2007).

Os cristais de chumbo, por outro lado, apresentados na Figura 2.3 (b) têm uma estrutura cúbica centrada na face (*face centered cubic-fcc*) e comporta-se isotropicamente com CET de 29 ppm/K, que é próximo ao CET máximo dos cristais de Sn.

Quando a temperatura é alterada, a diferença de valores de CET entre as fases ricas de Sn e as fases de Pb tem que ser acomodada, internamente, por deformações elásticas e plásticas. Ye et al. (2004) afirmam que estas deformações plásticas geram discordâncias e, conseqüentemente, o espessamento. A microestrutura das ligas de solda Sn-Pb vai se modificando durante o seu tempo de vida, tanto em condições de cargas isotérmicas e termomecânicas, de acordo com Towashiraporn et al. (2004), quanto em temperatura ambiente segundo Harris e Chaggar (1991) citado por Liu et al. (2011).

De acordo com Agarwal et al. (2006) e Ye et al. (2004), a densidade de corrente também afeta a microestrutura das soldas com ligas 63Sn-37Pb. Um aumento substancial de ambas as fases foi encontrado com densidade de corrente acima de $1 \times 10^4 \text{ A/cm}^2$. Durante o espessamento, o número de partículas α da fase rica em Pb diminuiu e cada partícula tornou-se maior. Essa mudança microestrutural influencia as propriedades mecânicas da solda e, conseqüentemente, a resposta mecânica da solda ao carregamento determina o tempo de vida e limita a confiabilidade do circuito.

Segundo Pang et al. (2001), foi verificado que a resistência ao cisalhamento e à fadiga das juntas de solda da liga 63Sn-37Pb diminuiu com o aumento da exposição das juntas de solda a um maior número de ciclos térmicos, o que resultou na modificação microestrutural e no crescimento das camadas intermetálicas, indicando o envelhecimento.

Como já citado, o estanho quando é soldado ao cobre, somente ele participa na formação da camada intermetálica com o cobre, formando o intermetálico típico Cu_6Sn_5 (LIU et al., 2011).

Isto resulta na deficiência de Sn na solda, na interface de solda/intermetálicos, (camada rica em chumbo, logo acima da camada intermetálica de Cu_6Sn_5), especialmente após um longo período de envelhecimento, já que a camada de intermetálico Cu_6Sn_5 cresce devido ao cobre e ao estanho existente na solda.

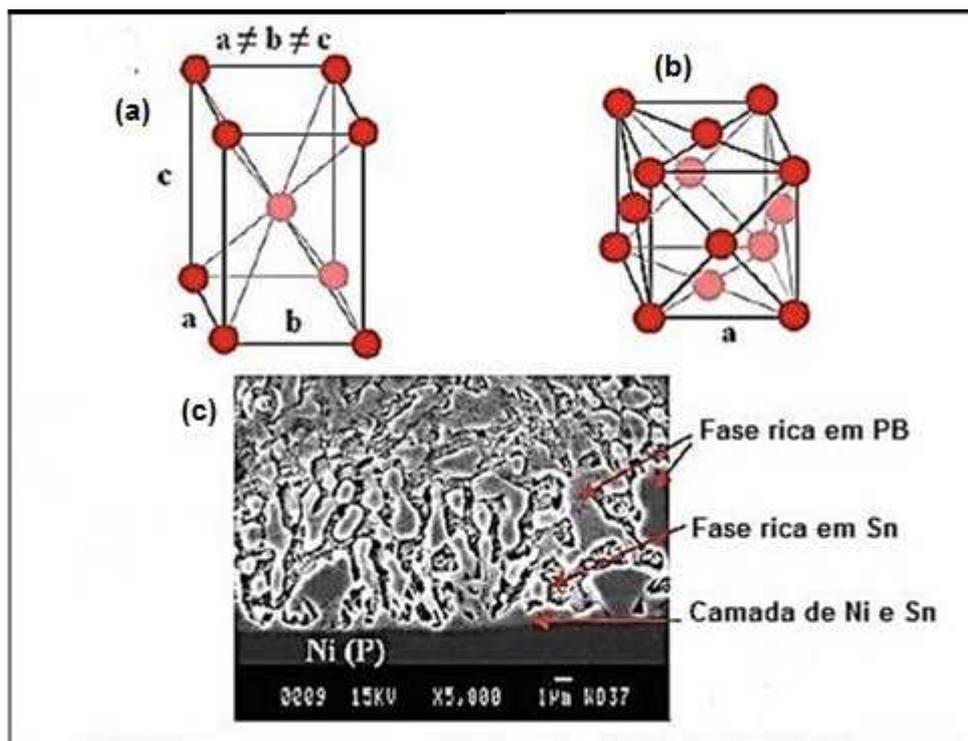


Figura 2.3 - Esquemas de estruturas de cristais de Sn e Pb.

- a) Esquema de estrutura de cristal de Sn tetragonal de corpo centrado (bct);
 - b) Esquema de estrutura de cristal de Pb cúbica de face centrada (fcc);
 - c) Micrografia SEM da interface entre a liga eutética Sn-37Pb e o cobre/ENIG.
- Fonte: Adaptado de Liu et al. (2011).

Segundo Jang et al. (2003), este comportamento resulta em um modo de falha interfacial para este tipo de liga de solda de estanho. Algumas vezes, o Cu_3Sn (fase ϵ) é também encontrado entre o cobre e o Cu_6Sn_5 (fase η) durante a ciclagem térmica de acordo com Erich et al. (1999). Ao soldar sobre o Ni (ENIG), a única camada intermetálica encontrada é o Ni_3Sn_4 , mostrado na Figura 2.3 (c). Algumas vezes, uma camada rica em P é também encontrada entre a liga de Ni-P e a camada intermetálica, uma vez que o Ni químico sempre contém certa quantidade de fósforo (P).

2.1.4 Microestruturas Formadas por Ligas Sn-Ag-Cu

As ligas de Sn-Ag-Cu, conhecidas como SAC, têm uma estrutura de dendritos ricos em estanho, possuindo camadas intermetálicas dispersas de Ag_3Sn e Cu_6Sn_5 mostrada na Figura 2.4 (a). A Figura 2.4 (b) mostra que essas camadas são normalmente encontradas nos contornos de grãos de Sn. As camadas

intermetálicas de Ag_3Sn também podem ser formadas como grandes placas, normalmente unidas aos intermetálicos interfaciais ou vazios. A reação eutética [$\text{L} \rightarrow \text{Ag}_3\text{Sn} + \text{Cu}_6\text{Sn}_5 + (\text{Sn})$] do sistema SAC ocorre na temperatura de 216°C com uma composição de Sn-3,7Ag-0,9Cu em que nesta temperatura a fase Ag_3Sn é composta por 73,17% de Ag e 26,83% de Sn, sendo que a fase Cu_6Sn_5 é composta por 39,07% de Cu e de 60,93% de Sn e a fase Sn é composta por 99,93% de Sn e 0,07% de Ag (LIU et al., 2011).

A Figura 2.4 de (c) a (e) mostra a análise do mapeamento elementar realizada com SEM/EDX das partículas da camada intermetálica, incluindo os elementos Ag, Cu e Sn encontrados na microestrutura da liga de solda Sn-4,0Ag-0,5Cu. Por meio do EDX, partículas maiores foram identificadas como sendo da fase de Sn-Ag com um valor médio de composição de Sn/Ag igual a 29,3% de Sn e 70,7% de Ag e estas camadas intermetálicas poderiam ser denominadas como Ag_3Sn . De acordo com Kim et al. (2004) e Sharif et al. (2005), muitos pesquisadores mostraram que as partículas de Ag_3Sn são distribuídas uniformemente entre as colônias eutéticas ou ao longo dos contornos de fase ricos em Sn nos sistemas ou ligas isentas de chumbo. A morfologia das camadas intermetálicas de Ag_3Sn depende da taxa de resfriamento; uma taxa baixa de resfriamento resulta na formação de grandes partículas no formato de agulhas de Ag_3Sn , enquanto que com taxa alta de resfriamento formam-se partículas de Ag_3Sn mais finas. Sharif et al. (2005) verificaram que pequenas partículas de Ag_3Sn reforçam a matriz de solda e melhoram as suas propriedades mecânicas.

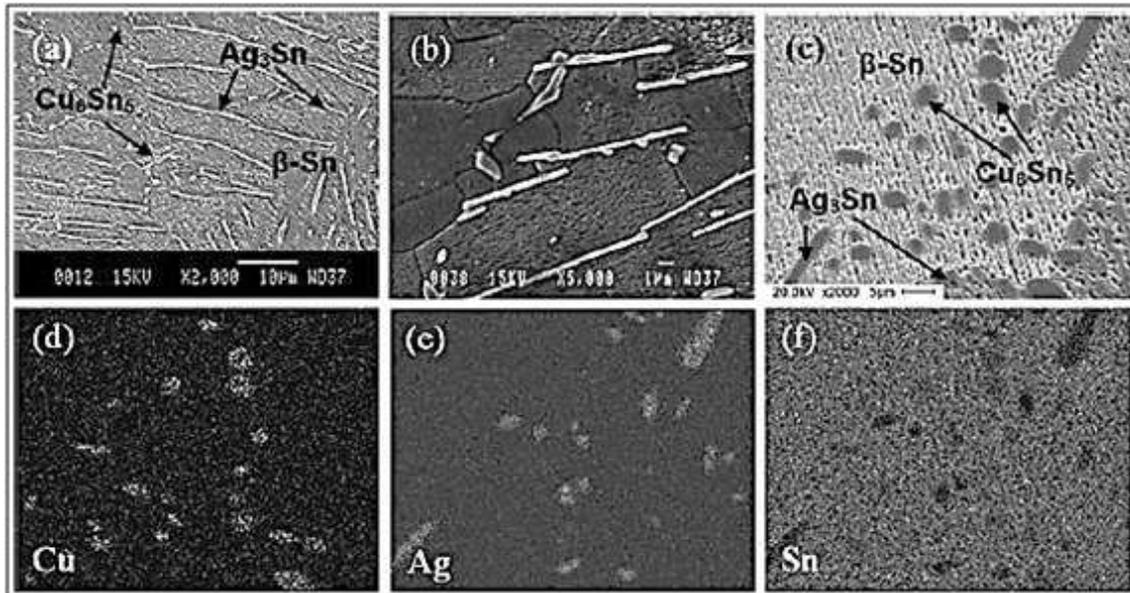


Figura 2.4 - Análise do Mapeamento Elementar realizada com SEM/EDX.

- a) Micrografia de Microscopia Eletrônica de Varredura (SEM) da liga de solda Sn_{4,0}Ag_{0,5}Cu;
- b) Camadas intermetálicas nos contornos de grãos;
- c) Micrografia SEM para mapeamento de elementos por EDX de pequenos intermetálicos de Ag₃Sn e Cu₆Sn₅ encontrados na liga SAC;
- d) distribuição de elementos de Cu;
- e) distribuição de elementos de Ag;
- f) distribuição de elementos de Sn.

Fonte: Adaptado de Liu et al. (2011).

Segundo Liu e Shang (2000) e Kim et al. (2003), a presença dessas partículas reduz, no entanto, a ductilidade da junta de solda, induzindo o modo de fratura frágil e influenciando na iniciação da trinca, acelerando a cinética do crescimento da trinca de fadiga devido à decoesão de grandes partículas de Ag₃Sn, especialmente quando elas têm uma morfologia com estrutura de ramificações que deteriora a homogeneidade das propriedades mecânicas. As partículas mais finas dispersas na liga SAC foram encontradas como sendo uma fase de Cu-Sn composta de 53,6% de Cu e 46,4% em Sn indicando a fase Cu₆Sn₅.

2.1.5 A Evolução Microestrutural e as Interações Interficiais

No trabalho relatado por Liu et al. (2011), a microestrutura da liga SAC se altera enquanto a camada intermetálica torna-se mais espessa em função dos

ciclos térmicos, conforme mostrado nas Figuras 2.5 (a) e (b). Na Figura 2.5 (a) os componentes do tipo chip 0805 aparecem soldados antes da ciclagem térmica. Na Figura 2.5 (b) os mesmos componentes são testados em 5500 ciclos nas condições térmicas (CT1) de 0°C a +100°C. A Figura 2.5 (c) mostra a interface entre a liga SAC e o acabamento ENIG.

O espessamento foi, também, observado por outros pesquisadores, particularmente em função do envelhecimento isotérmico. O espessamento das partículas de Ag_3Sn também foi observado em temperatura mais elevada de envelhecimento de 180°C. Xiao et al. (2004) mostraram com testes de envelhecimento, em temperatura ambiente, realizados na liga Sn-3.9Ag-0.6Cu, um contínuo amolecimento do material que foi correlacionado com o crescimento de grandes cristais ricos em estanho.

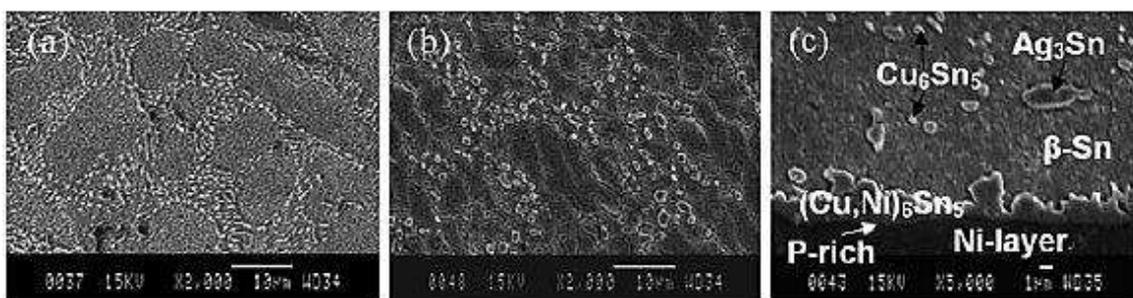


Figura 2.5 - Micrografias de Microscópio Eletrônico de Varredura de juntas de solda de componentes do tipo chip 0805 soldados por refusão com ligas SAC. Fonte: Adaptado de Liu et al. (2011).

Segundo Dyson (1966) uma razão para as alterações microestruturais em temperatura ambiente da liga citada anteriormente é que na temperatura de 25°C, o coeficiente de difusão de Cu ao longo dos eixos "a" e "c" de Sn é aproximadamente e respectivamente, $0,5 \times 10^{-8}$ e 2×10^{-6} cm^2/s , indicando um nível suficientemente elevado de mobilidade dos átomos de cobre no Sn, possibilitando o crescimento da fase da camada de intermetálico Cu-Sn.

Comenta ainda, que quando a liga SAC é soldada sobre o ENIG, as camadas intermetálicas entre a solda e o ENIG são compostas somente de $(\text{Cu}, \text{Ni})_6\text{Sn}_5$, como mostra a Figura 2.5 (c).

A Figura 2.6 apresenta os resultados das espessuras totais das camadas intermetálicas em função da raiz quadrada do tempo de envelhecimento para duas condições de ciclagem térmica CT1 e CT2. A condição CT1 é constituída de uma razão de subida e de descida de 10°C/min, variando entre -55°C e +100°C, com tempo de permanência de 15 min nos patamares quente e frio, resultando num período total de ciclo de 61 min. Enquanto que CT2 é constituído de uma razão de subida e de descida, também de 10°C/min, variando de 0°C e 100°C, com tempo de permanência de 10 min nos patamares quente e frio, resultando num período total do ciclo de 40 min.

Observa-se um aumento significativo na espessura da camada intermediária para a condição CT1.

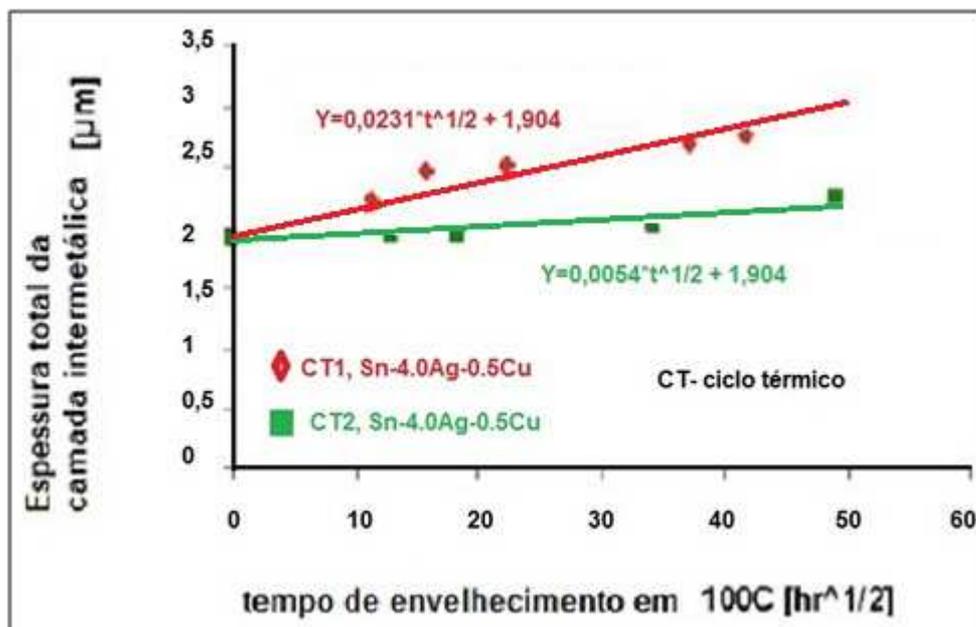


Figura 2.6 - Relação entre a espessura total da camada intermetálica e a raiz quadrada do tempo de envelhecimento. Componentes tipo chip 0805 soldados por onda e montados em superfície e testados nas condições CT1 e CT2. Fonte: Adaptado de Liu et al. (2011).

2.1.6 Confiabilidade Mecânica das Juntas de Solda

Na avaliação do desempenho da confiabilidade de uma junta de solda, todos os fatores a seguir têm que ser considerados;

- Distribuição da tensão,
- Amplitude e a taxa de deformação,
- Natureza cíclica da tensão mecânica ou térmica,
- Temperatura e outros fatores ambientais.

De acordo com Morris e Reynolds (1997) citado por Liu et al. (2011), os processos ou os fatores básicos, razões prováveis para a falha da junta de solda em serviço, são os seguintes:

- Resistência mecânica inferior ou inadequada,
- Fluência,
- Fadiga mecânica e/ou térmica,
- Anisotropia da expansão térmica,
- Fadiga aumentada pela corrosão e pela formação de camadas intermetálicas,
- Desenvolvimento de microestrutura prejudicial, vazios, eletromigração e lixiviação³ (*leaching*).

Um modo de falha em particular é o resultado de um determinado mecanismo de falha, em que certas combinações específicas das propriedades do material e do ambiente agem simultaneamente LIU (2010).

Ainda, de acordo com Liu (2010), há três mecanismos principais de falha em solda:

- Ruptura devido à tração (fratura devido à sobrecarga mecânica),
- Falha por fluência (danos causados por uma carga permanente de longa duração) e,
- Fadiga (danos causados por cargas ou tensões cíclicas ou tensão).

³ **Lixiviação** é o processo de extração de uma substância presente em componentes sólidos através da sua dissolução num líquido. É um termo utilizado em vários campos da ciência, tal como a geologia, ciências do solo, metalurgia e química.

Estes três mecanismos, muitas vezes interagem, simultaneamente. A maioria dos modos de falha (fadiga, delaminação, fluência, etc) são geralmente consequência de tensões termomecânicas. Há, porém, outros fatores que também afetam o comportamento de falha de juntas de solda. Ações elétricas e químicas também podem ser responsáveis por muitas falhas termomecânicas em empacotamentos de componentes eletrônicos. Vazios induzidos por eletromigração são, por exemplo, devidos a uma alta densidade de corrente elétrica. A corrosão é outro fator que acelera a falha por fadiga e por delaminação.

Segundo Liu et al. (2011) de acordo com a definição de confiabilidade, uma junta de solda não pode ser considerada confiável ou não confiável; tem sentido apenas dentro do contexto de um microsistema em que os componentes estão conectados por meio de juntas de solda na PCI. A confiabilidade da montagem de componentes SMD com soldagem na superfície de PCI é determinada pelas características do componente, do substrato e da junta de solda em conjunto com as condições de serviço, do tempo de vida determinado pelo projeto e da probabilidade de falha aceitável para todo o conjunto. As juntas de solda na superfície da PCI têm a função de fornecer a função elétrica, a mecânica e a térmica e devem, por esses motivos, serem suficientemente dúcteis para se deformar e suportar diferentes níveis de tensões e deformações.

As juntas de solda estão longe de ser uma estrutura homogênea e a sua microestrutura é normalmente muito complexa, constituída de diferentes camadas, tais como o metal base na PCI, seguida por uma ou mais camadas intermetálicas, e depois, uma camada a partir da qual os constituintes da solda formam as camadas intermetálicas no lado da PCI onde são dissipadas, seguidas da estrutura de grão de solda. O mesmo tipo de estrutura é encontrado no terminal soldado do componente. Uma estrutura típica de uma junta de solda feita por uma esfera de solda de um empacotamento de componente BGA é mostrada na Figura 2.7.

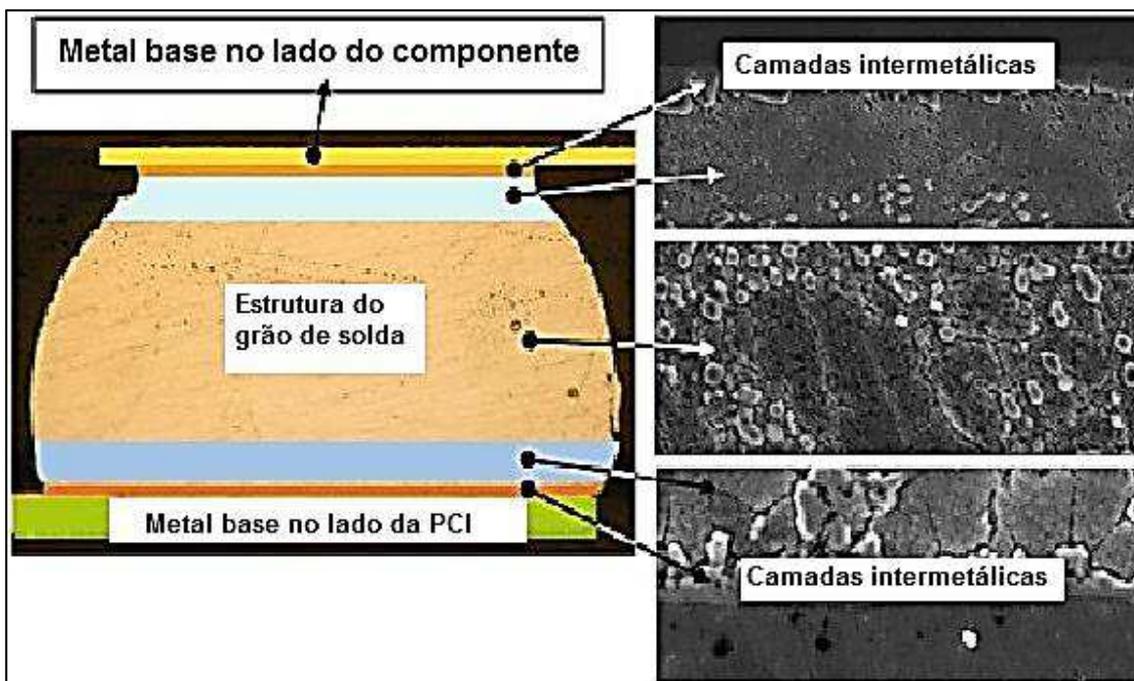


Figura 2.7 - Estrutura da junta de solda de um empacotamento BGA mostrando as diferentes camadas.

Fonte: Adaptado de Liu et al.(2011).

2.1.7 Falha provocada por Fadiga

A falha provocada por fadiga é uma das ameaças mais importantes para a integridade das juntas de solda. A fadiga é definida como uma medida da resistência a cargas cíclicas, que podem ser tanto mecânicas quanto térmicas (variação de temperatura). A fadiga que ocorre sob tensões alternadas causa a falha quando a tensão máxima é suficientemente elevada ou se houver suficiente variação da tensão aplicada ou mesmo que não haja um número suficientemente grande de ciclos de tensão. O fenômeno da fadiga acarreta mais cedo ou mais tarde, a iniciação e a propagação de trincas e, finalmente, a falha em juntas de solda. A fadiga degrada lentamente a integridade de uma interligação soldada, até que esta se torne um caminho eletricamente aberto. Morris e Reynolds (1997), citado por Liu et al. (2011), afirmam que na escala atômica, quando um metal é submetido a uma carga cíclica, movimentos atômicos e rearranjos por escoamento plástico ocorrem, o que resulta no endurecimento ou no amolecimento, dependendo do material. Falhas por fadiga em tensões cíclicas menores do que seria necessário para uma única

aplicação de carga estática podem ocorrer e elas ocorrem cedo e são inesperadas. Portanto, esta é uma questão muito importante a ser analisada no contexto da confiabilidade da junta de solda.

Os empacotamentos de componentes eletrônicos são constituídos de diferentes materiais que se expandem em diferentes taxas de aquecimento, como resultado de diferentes coeficientes de expansão térmica (CET). A diferença entre os CETs, entre os vários materiais combinados com a ciclagem térmica, causada por ciclos de energização e de desenergização e pelas variações diárias de temperatura e mudanças sazonais, impõe uma deformação (plástica) inelástica cíclica significativa nas juntas de solda. Isto resultará numa falha por fadiga nas juntas de solda. De acordo com Marin et al. (2007), mesmo que o CET fosse exatamente igual em todos os componentes, a diferença de expansão térmica permaneceria, devido às variações nos gradientes de temperatura em todo o dispositivo sob condições de ciclagem de potência.

A Figura 2.8 mostra como as flutuações de temperatura produzem níveis de deformações significativas como consequência do descasamento dos CETs. Seguindo as variações de temperatura, as deformações são de natureza cíclica, com uma frequência determinada pelo perfil de operação que adicionalmente, envolve a incorporação de períodos de permanência (*dwell*) na ciclagem térmica. Uma vez que o material da solda é geralmente o material mais macio do empacotamento do componente, a deformação desenvolvida estará concentrada nas juntas de solda e poderá vir, em último caso, causar a falha por fadiga por cisalhamento.

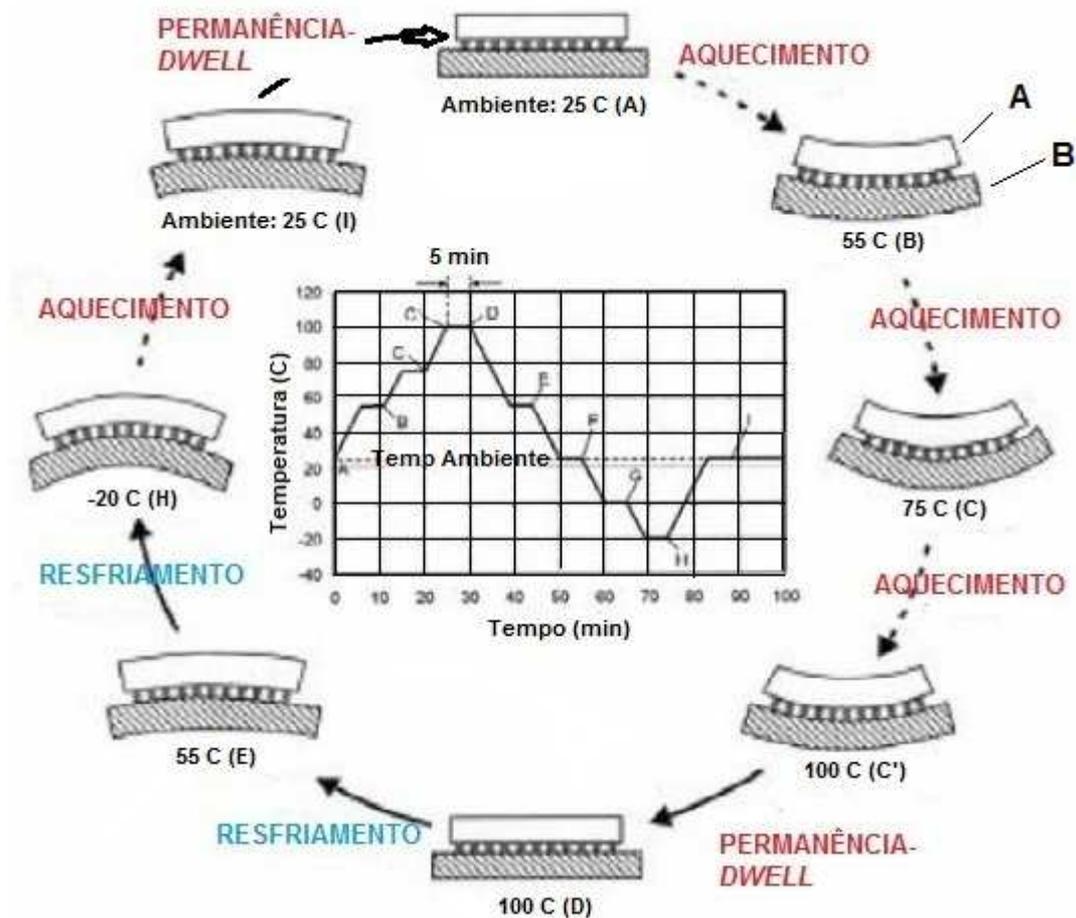


Figura 2.8 - Esquema de deformações de um empacotamento CBGA durante a ciclagem térmica.

Fonte: adaptado de Cho; Han (2002)

As expansões livres $d_{th(A)}$ e $d_{th(B)}$ dos dois substratos A e B, com valores de CET α_A e α_B , são devidas a um aumento de temperatura de T_0 para T , e são representadas pelas Equações (2.1) e (2.2) segundo Liu et al. (2011):

$$d_{th(A)} = (T - T_0)\alpha_A l, \quad (2.1)$$

$$d_{th(B)} = (T - T_0)\alpha_B l \quad (2.2)$$

onde l é o comprimento total do dispositivo. Quando estes dois substratos são unidos por solda, suas expansões térmicas livres são obstruídas e existe uma interação entre os substratos e a solda. A expansão térmica da junta de solda é então a diferença de expansões térmicas entre os substratos A e B, representada pela Equação (2.3):

$$d_{th} = (T - T_0)\alpha_A l - (T - T_0)\alpha_B l \quad (2.3)$$

Se o CET de A for menor que o de B ($\alpha_A < \alpha_B$) e $T > T_0$, o substrato A experimenta um deslocamento por tração e o componente B experimenta um deslocamento por compressão.

De acordo ainda com Liu et al. (2011), a resistência à fadiga da junta de solda pode ser aumentada usando ligas de solda dúcteis, as quais apresentam uma capacidade de se deformar, antes de fraturar. A resistência à fluência pode ser aumentada, utilizando materiais de solda com temperatura de fusão mais elevada.

2.1.8 Mecanismos de Falha em Juntas de Solda em Geral

Na literatura existem inúmeros estudos sobre mecanismos de falha em juntas de solda. A falha em juntas de solda, normalmente representada por trincas, é, fundamentalmente, um mecanismo de fadiga de baixo ciclo que segue a conhecida relação de Coffin-Manson (C-M) (PERKINS; SITARAMAN (2007)).

A fadiga de baixo ciclo está relacionada à “fadiga por deformação plástica.” No entanto, pode-se distinguir três fontes para a trinca na solda que são a sobrecarga, a carga permanente de longa duração e a carga cíclica. As causas para os dois últimos são, respectivamente, a fluência e a fadiga.

Segundo Liu et al. (2011), algumas estimativas foram publicadas sobre as condições de utilização e níveis de estresse experimentados pelos componentes e pelas respectivas juntas de solda. Nas referências, as condições de estresse são divididas em tipos diferentes de dispositivos e em categorias ambientais que também descrevem os requisitos gerais de níveis para os dispositivos. A abordagem está no nível de categoria de produto; e assim, a variação de tensão dos produtos individuais não é levada em consideração.

Para prever a ocorrência de falha em juntas de solda no campo, seus níveis de tensão no campo devem ser conhecidos. Além disso, um método de interpretação é necessário para utilizar os dados de testes acelerados de

tensão para a predição da falha. Alguns métodos de predição foram relatados para estimar as falhas de segundo nível de interconexão.

Estes métodos baseiam-se em dados empíricos e são relativamente precisos. O que é comum a estes métodos de predição é que eles não têm, infelizmente, sido levados em consideração no emprego mais amplo da análise de confiabilidade no nível do produto. Os métodos, anteriormente mencionados, têm uma grande quantidade de dados e de análises por trás deles, mas não têm sido empregados no cálculo do tempo médio real para falhar (*Mean Time To Failure* – MTTF), o que significa, na prática, que não fazem parte das atividades de desenvolvimento dos produtos.

A ideia fundamental por trás do teste acelerado, referido anteriormente, é primeiro identificar as condições de tensão no campo. Durante o teste, os níveis de tensão são ampliados para antecipar as ocorrências das falhas. Parâmetros de teste, corretamente escolhidos, garantem o menor tempo de teste e uma análise mais apurada. Esta abordagem acaba resultando numa maior confiabilidade no projeto do produto. De outro modo, testes escolhidos sem um devido critério, geralmente, resultam apenas no desperdício de tempo e dos recursos existentes.

A definição da falha é um item importante a ser estabelecido nos testes acelerados. Por exemplo, a falha na junta de solda pode ser definida como uma mudança irreversível na resistência elétrica da junta de solda. A norma IPC-9701 (ASSOCIATION CONNECTING ELECTRONICS INDUSTRIES, 2006) estabelece que uma junta de solda falha quando 20% de aumento da resistência é detetada com um instrumento conhecido como *data logger* dentro do intervalo de 5 varreduras consecutivas. Por outro lado, a norma IPC-SM-785 (ASSOCIATION CONNECTING ELECTRONICS INDUSTRIES, 1992) define a falha na junta de solda como sendo a primeira interrupção da continuidade elétrica, confirmada por nove interrupções adicionais, dentro de um intervalo de 10% do número de ciclos da primeira ocorrência de interrupção.

Normalmente, quando as primeiras anomalias são detetadas no monitoramento contínuo de dados, nenhuma deformação macroscópica é perceptível. Mesmo assim, quando se olha com mais detalhe na junta de solda, uma análise fundamental apontaria a causa raiz da falha para as deformações no grão ou no nível de contornos do grão, significando que o material da solda envelheceu.

O próximo passo, mais voltado para dentro do material da solda, iria para a pesquisa no nível atômico. Assim, poderia considerar-se que pesquisas no nível atômico dariam mais respostas sobre as características de envelhecimento da solda. No entanto, como se sabe que os átomos não envelhecem de acordo com a física tradicional, então pode-se concluir que os menores elementos no sistema de junta de solda são as redes de cristais e seus defeitos.

Outra conclusão é que uma falha pode ser indiretamente detetada por medidas elétricas sem entrar em detalhes, por exemplo, no nível de cristal do material.

Ampliando este conceito, segundo Liu et al., (2011), as propriedades dos materiais podem ser divididas em duas categorias de propriedades;

- Intrínsecas e,
- Extrínsecas.

As propriedades extrínsecas são as propriedades de nível macroscópico que podem ser direta ou indiretamente medidas no nível macroscópico. As propriedades intrínsecas dos materiais são os fundamentos das propriedades extrínsecas e estes, geralmente, não podem ser medidos diretamente.

Algumas das propriedades mais importantes de um sistema de juntas de solda, incluindo alguns importantes fenômenos metalúrgicos, são apresentadas na Tabela 2.1.

Tabela 2.1- Propriedades dos Materiais e Fenômenos do Sistema de Juntas de Solda

Físico	Mecânico	Fenômeno Metalúrgico
Temperatura de transição de fase	Comportamento tensão-deformação	Deformação plástica
Condutividade elétrica	Resistência à fluência	Encruamento: fenômeno segundo o qual um metal dúctil se torna mais duro e resistente quando deformado plasticamente. Também chamado de endurecimento por trabalho.
Condutividade térmica	Resistência à fadiga	Processo de recuperação
Coefficiente de expansão térmica (CET)		Recristalização
Tensão superficial		Endurecimento da solução
		Processo de recuperação

Fonte: Hwang (2001)

Do ponto de vista da estabilidade mecânica de uma junta de solda, as propriedades mais importantes são as seguintes: o comportamento da tensão-deformação, a resistência à fluência e a resistência à fadiga.

Os mecanismos de envelhecimento das juntas de solda dependem das condições de tensão e das propriedades termomecânicas do sistema de soldagem. O material da junta de solda tem múltiplas propriedades que afetam a ocorrência de falha. O envelhecimento da solda ocorre no nível da propriedade intrínseca do material, podendo não ser detectável no nível macroscópico, antes da degradação final da propriedade. A Figura 2.9 mostra o processo de envelhecimento da solda na medida em que o número de ciclos para falhar (N_f) aumenta.

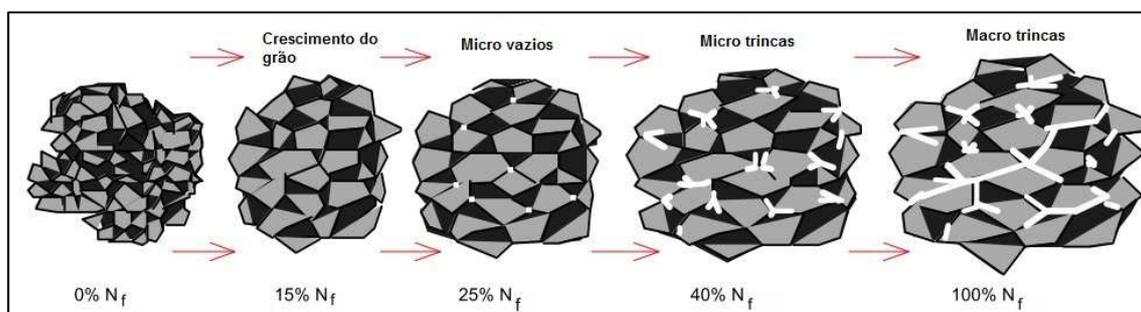


Figura 2.9 – Processo de envelhecimento com o aumento do número de ciclos para falhar.

Fonte: Adaptado de (ENGELMAIER, 1997)

Os modelos de envelhecimento dos materiais foram desenvolvidos para estimar a ocorrência de falha em diferentes condições de tensão. Para isso, foram desenvolvidos vários modelos constitutivos para modelar o envelhecimento do material da solda.

Dentro dos modelos de envelhecimento da solda, a taxa de deformação da solda é dividida em taxas de subdeformações de deformações elástica, viscoelástica e plástica. Nos carregamentos de baixo ciclo da solda, com baixas taxas de rampa de temperatura, a fluência é a componente mais importante da deformação, dominada pela fluência secundária ou estacionária. As taxas de deformação na fluência secundária estão próximas de serem constante, daí, designar-se de fluência estacionária. A fluência é o resultado de uma tensão estática aplicada em que os materiais aliviam as tensões com deformação plástica.

A deformação plástica é causada, entre outras, pela fluência secundária que é controlada, por exemplo, pelo movimento das discordâncias nos planos de deslizamento. A fluência na solda é devido ao mecanismo de escalagem das discordâncias ou devido ao deslizamento dos contornos de grãos e pela migração de vazios intergranular ou transgranular (difusão dos contornos de grão). De acordo com Dunford et al. (2004), os mecanismos de deformação por fluência mais relevante com ligas de solda sem chumbo são fluência por discordância, fluência por difusão e deslizamento de contorno de grão.

Nos últimos anos, diversos modelos constitutivos de fluência das ligas de solda sem chumbo foram desenvolvidos que enfatizam a importância de compreender os mecanismos de fluência que ocorrem durante as falhas de juntas de solda. Segundo Hwang (2001) citado por Sarkka (2008) quando as juntas de solda são submetidas aos ambientes de tensões cíclicas, por exemplo, ciclagem térmica, as juntas de solda podem fraturar com níveis de tensão abaixo do seu limite de escoamento (*yield strength*).

Essa fadiga da junta de solda é baseada em uma deformação plástica no nível microscópico, ao passo que não é observada no nível macroscópico. A falha por fadiga pode ser dividida em três fases:

- 1) nucleação da trinca,
- 2) propagação da trinca e,
- 3) fratura final.

A nucleação da trinca é precedida por alterações microestruturais, por exemplo, crescimento do grão local. Exemplos de mecanismos de nucleação da trinca são apresentados na Tabela 2.2.

Tabela 2.2- Mecanismos de Nucleação de Trincas

Mecanismos de Nucleação da Trinca	
1.	Escorregamento grosseiro em planos paralelos alternantes de escorregamento
2.	Fratura local frágil
3.	Condensação de vacâncias
4.	Perda de coerência através de plano de escorregamento devido ao acúmulo de defeitos
5.	Nucleação de trincas em contornos de grão

Fonte: SARKKA (2008).

Segundo Sarkka (2008) a propagação da trinca começa com a propagação cristalográfica, que é seguida por uma propagação não cristalográfica. Este último tem uma taxa de propagação mais rápida e apenas uma trinca irá se propagar.

Um mecanismo por trás da fadiga da solda é a recristalização, seguida pelo crescimento de grãos, onde os contaminantes e os microvazios se aglutinam nos contornos de grãos e enfraquecem as propriedades mecânicas da junta de solda. A fratura pode nuclear e se propagar a partir dos defeitos nos contornos de grão e, finalmente, acabar como uma fratura completa. A relação Coffin e Manson explica o crescimento de trincas por fadiga em termos de deformação plástica. Esta relação é, geralmente, utilizada para fadiga de baixo ciclo e é expressa pela Equação (2.4) (NORRIS; LANDZBERG, 1969):

$$N(\Delta\varepsilon_p)^n = C_{pf}, \quad (2.4)$$

Onde:

- N é o número de ciclos para falhar,
- n é uma constante empírica ($n \cong 2$, para todos os metais),
- $\Delta\varepsilon_p$ é a faixa de deformação plástica durante um ciclo e,
- C_{pf} é um fator de proporcionalidade.

Ao utilizar a Equação (2.4), pode-se fazer a comparação entre diferentes faixas de deformação. A relação de Coffin-Manson tem sido aceita como base para muitos modelos de fadiga de solda. É, também, a base da conhecida relação de Norris-Landzberg. A relação Norris-Landzberg foi recentemente revisada por Salmela (2007) e por Pan et al. (2005), para poder também valer para a soldas de liga SnAgCu (*lead-free*). Exemplos de condições de tensão e mecanismos de falha experimentados por juntas de solda são mostrados na Tabela 2.3.

Tabela 2.3- Exemplos das Condições de Tensão submetidas às Juntas de Solda e Mecanismos de Falha relacionados

Mecanismo de Falha	Ambiente de Tensão	Descrição
Fadiga (a)	Tensão cíclica, térmica (a) ou vibração (b)	A falha por fadiga inicia com microtrinca e se propaga para trinca na solda em tensões cíclicas (b)
Fluência (a)	Carga permanente de longa duração (a)	Deformação plástica global da solda sob tensão mecânica estática e temperatura (c)
Corrosão (d)	Par galvânico (d)	Metais com diferentes potenciais eletroquímicos em contato causando perda de material no metal anodo (d)
Fratura frágil (e)	Queda e choque (e)	Fratura ocorre na camada intermetálica frágil da junta de solda (e)

Fontes: (a) WASSINK e VERGULD, (1995) citado por Liu et al. (2011); (b) (ENGELMAIER, 1997); (c) (HWANG, 2001); (d) (VIANCO, 1999); (e) (MATTILA, 2006) e (PRABHU *et al.*, 2000)

Como já citado, a fluência e a fadiga são os mecanismos de falha para as juntas de solda e são exemplos típicos de falhas por desgaste ou dano acumulado. Por outro lado, as fraturas frágeis são típicas em ambientes contendo choques mecânicos, como por exemplo, alta aceleração causada por quedas. Para acelerar os mecanismos primários de falha de juntas de solda, são usados ensaios de fadiga térmica e de fluência, ciclagem térmica e testes com base em vibração.

Segundo Liu et al. (2011) a ciclagem térmica tem sido amplamente utilizada por décadas, como um método de teste de confiabilidade. Os ensaios de vibração são realizados nas fases de verificação do produto, para as peças estruturais de produtos eletrônicos. Os testes de choque e queda são, normalmente, usados em dispositivos, onde essas condições de tensão podem ocorrer durante a sua vida útil.

Por exemplo, os telefones celulares são testados contra as cargas de choque devido a quedas. Os produtos também são testados em ambientes corrosivos, mas o material da solda em si não é, normalmente, o primeiro a falhar. Deste modo, como referência, o desempenho no teste de ciclagem térmica é usado como uma medida de confiabilidade e tem sido aceito como método para testar os mecanismos de envelhecimento das juntas de solda (LIU et al., 2011). A seção 2.3 aborda alguns aspectos a respeito da metodologia dos testes acelerados.

2.1.9 Efeito da Falha de Interconexão de Solda de Segundo Nível

As falhas de interconexão são entendidas como uma degradação no desempenho do produto, produzindo falhas intermitentes que inevitavelmente, com o tempo, produzirão falhas permanentes.

A Figura 2.10 mostra a medida de resistência em juntas de solda de um componente do tipo *leadless*⁴ cerâmico, realizada num teste acelerado de tensão. Nota-se, que após 450 h estáveis de ensaio, existe um intervalo de aproximadamente 100 h em que o envelhecimento da junta de solda pode ser detectado pela medida de resistência. Isto é devido à existência de trincas na solda que começaram a se propagar.

⁴ *Leadless*- components sem terminais para montagem em superfície em PCI.

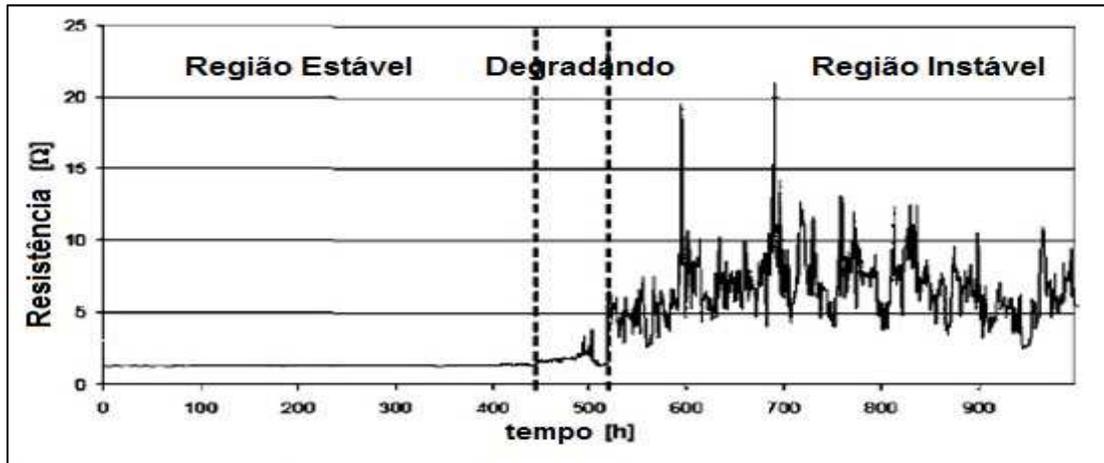


Figura 2.10- Resistência elétrica medida em juntas de solda de componentes em cerâmica *leadless*, em função do tempo, durante teste acelerado de tensão.

Fonte: Adaptado de (SARKKA, 2008).

A Figura 2.11 mostra a trinca tendo se propagado, após a realização de teste acelerado de tensão. Neste intervalo de tempo, o desempenho do produto começa a se degradar e pode causar curtos períodos de mau funcionamento do produto. Se o produto for encaminhado para reparo, a falha poderá não ser detetada, caracterizando o conhecido (*Not Faults Found*- falhas não encontradas).

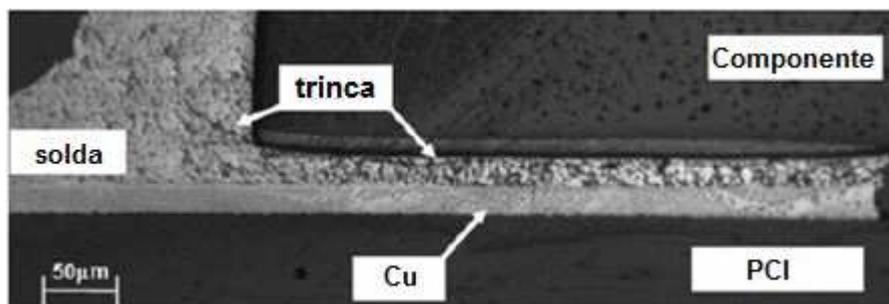


Figura 2.11 – Microseção de junta de solda SnPb de componente *leadless* cerâmico após realização de teste acelerado.

Fonte: Adaptado de (SARKKA, 2008).

Além disso, em aplicações de circuitos de microondas e de rádio frequência, a degradação da integridade do sinal pode ser detetada com as medidas de parâmetros de espalhamento **S**, representado por um aumento na perda de retorno na fase de propagação da trinca. Quando a trinca na junta de solda se

propaga até a ruptura completa, pode-se observar que haverá duas superfícies muito próximas uma da outra, em ambos os lados da ruptura da junta de solda, mostradas na Figura 2.12. Observa-se que a trinca se propagou ao longo de toda a junta de solda, comprometendo as funções elétrica e mecânica da junta.

Mesmo assim, ainda permanece algum contato elétrico e mecânico em alguma parte da junta. A Figura 2.12 mostra a microseção somente em duas dimensões.

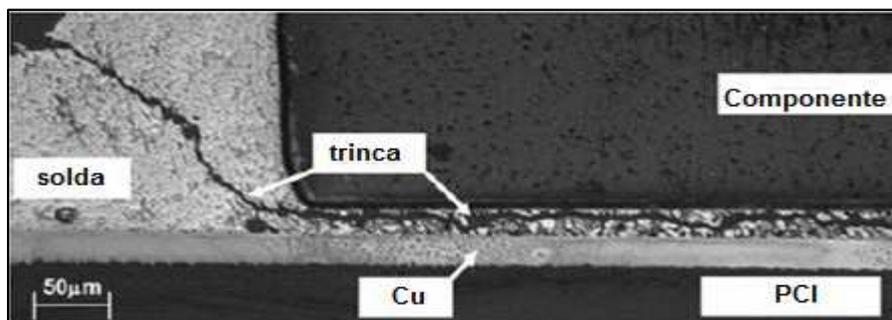


Figura 2.12- Microseção da junta de solda SnPb de um componente leadless cerâmico após teste acelerado de tensão.
Fonte: Adaptado de Sarkka (2008).

Durante as flutuações térmicas, a área de contato dessas duas superfícies se alterará continuamente. Como resultado, a resistência da junta se tornará instável. Esse comportamento permite a contaminação da superfície. No final, o produto irá falhar, como resultado do envelhecimento da junta de solda. Para evitar falhas, as juntas de solda deveriam ser instaladas em locais da PCI em regiões de condições estáveis, tanto térmica quanto mecanicamente, com certa margem de segurança (LIU et al. (2011)).

Com relação ao registro de falhas decorrentes de juntas de solda, segundo Liu et al. (2011), o Centro de Análise de Informações de Confiabilidade do Departamento de Defesa Norte Americano, conhecido pela sigla RIAC⁵, coleta informações sobre falhas de sistemas eletrônicos para diversas categorias de falhas em componentes eletrônicos, mas, não tem nada em especial para falhas de interconexão ou de juntas de solda. De acordo ainda com Liu et al

⁵ RIAC-Reliability Information Analysis Center

(2010), isto se deve ao fato de que as falhas relativas às interconexões não são investigadas e que somente o primeiro sintoma da falha é analisado e registrado. Ainda Liu et al. (2010), cita que as falhas de interconexão são encontradas e classificadas como falhas de fabricação, de operação ou de projetos e podem, também, estar inseridas em outras classes de falha.

Conclusão; não há registro preciso ou histórico de falhas devido às juntas de solda, acarretando em confiar-se nas predições realizadas com os vários métodos de predição encontrados na literatura.

2.1.10 Normas referentes a Testes de Confiabilidade de Juntas de Solda

Devido à grande aceitação dos testes de ciclagem térmica como um método válido de avaliação da confiabilidade de componentes no nível de placas de circuito impresso montadas, surgiu a necessidade de se padronizar os testes e os métodos empregados. A associação norte-americana “Association Connecting Electronics Industries” (conhecida como IPC) desenvolveu um conjunto de normas aplicadas nos testes e nos requisitos de confiabilidade.

A Tabela 2.4 apresenta as normas empregadas nos testes de interconexões no nível de placa de circuito impresso. O documento IPC-9701 é uma referência muito utilizada na indústria eletrônica, embora não defina, explicitamente, os requisitos para os testes de ciclagem térmica. No entanto, nesta Tese foi empregada, mais especificamente, a norma IPC-SM-785 no que tange ao comportamento da junta de solda em montagem em superfície com relação à fadiga e à predição da confiabilidade, apresentado no item 4 da referida norma.

Tabela 2.4 Normas relacionadas aos Testes de Interconexão de Componentes.

Norma	Descrição da norma
IPC-9701	Confiabilidade de Juntas de Solda – Métodos de Teste de Desempenho e Requisitos de Qualificação para Fixação por Solda de Montagem em Superfície (<i>Performance Test Methods and Qualification Requirements for Surface Mount Solder Attachments</i>)
IPC-9702	Caracterização de Flexão Monotônica de Placa – Nível de Interconexão (<i>Monotonic Bend Characterization of Board-Level Interconnects</i>)
IPC-9703	Orientação para Teste de Choque Mecânico para Confiabilidade de Junta de Solda (<i>Mechanical Shock Test Guidelines for Solder Joint Reliability</i>)
IPC-D-279	Guia de Projeto para Tecnologia de Montagens Confiáveis em Superfície de Placas de Circuito Impresso (<i>Design Guidelines for Reliable Surface Mount Technology Printed Board Assemblies</i>)
IPC-SM-785	Orientação para Teste Acelerado de Confiabilidade de Montagem em Superfície (<i>Guidelines for Accelerate Reliability Testing of Surface Mount Solder Attachments</i>)

Fonte: SARKKA (2008)

A Tabela 2.5 apresenta as opções das condições de teste (CT1 a CT5) de ciclagem térmica, especificadas no documento IPC-9701. Os requisitos e os resultados de teste no documento IPC-9701 foram elaborados com o propósito de qualificação e os dados não são usados para a predição de falhas no campo.

Tabela 2.5- Condições de Ciclagem de Temperatura pela IPC-9701.

Condições de Teste (CT)	Temperatura mínima (°C)	Temperatura máxima (°C)
CT1	0	100
CT2	-25	100
CT3	-40	125
CT4	-55	125
CT5	-55	100

Fonte: SARKKA (2008)

2.2 Conceitos Básicos sobre Métodos Estatísticos em Análise e Predição de Confiabilidade

Esta seção apresenta os métodos estatísticos usados na análise e predição de confiabilidade. Os planos de testes de confiabilidade experimentais são constituídos de muitas variáveis, de modo que a significância de diferentes combinações de variáveis pode ser comparada.

Planejamentos de experimentos e testes de significância estatística fornecem um poderoso conjunto de ferramentas para realizar esses testes.

Testes de significância, tais como a análise de variância conhecida como ANOVA (*Analysis of Variance*), o teste de Wilcoxon para uma amostra e um teste alternativo, conhecido como teste T para uma amostra, podem ser utilizados para se estudar as diferenças em significância (NIST/SEMATECH, 2012).

A análise de confiabilidade mais empregada é a de Weibull que complementa a análise estatística, incorporando a classificação dos modos de falha em uma análise de confiabilidade numérica. Também é prática comum, informar os parâmetros da distribuição de Weibull (η , β e γ representam, respectivamente, a vida característica, o parâmetro de forma e o parâmetro de localização) dos testes de confiabilidade (MATTILA, 2005).

Algumas vezes, o impacto de cada fator (parâmetro de projeto) do empacotamento de componentes é estudado separadamente. A dificuldade ou a desvantagem desta abordagem é que os fatores são estudados de forma isolada, podendo resultar em conclusões equivocadas, porque as interações existentes entre os fatores não são consideradas.

Planejamentos de Experimentos Fatoriais combinados com análises estatísticas são realizados para solucionar este tipo de problema. Planejamentos de Experimentos Fatoriais permitem estudar os efeitos principais de cada fator, assim como as suas interações e, estatisticamente, determinar as suas significâncias.

2.2.1 Planejamento de Experimentos Fatoriais e Teste de Significância

Segundo Montgomery et al. (2012), há dois princípios importantes no teste estatístico de experimentos fatoriais:

1. A repetição ou replicação e,
2. A aleatorização ou randomização.

Por repetição ou replicação entende-se uma estimativa que é obtida por via experimental.

A inferência da significância é baseada no erro experimental. Para eliminar qualquer erro sistemático dos dados de teste, a ordem dos experimentos é, independentemente, aleatorizada.

O Planejamento de Experimentos e os testes de significância são apresentados nas próximas seções, começando com experimentos de um único fator e depois, com vários fatores, considerando as suas interações.

2.2.1.1 Planejamento de Experimentos com um único fator

Os experimentos com um só fator são chamados de experimentos de efeitos fixos ou classificados como *one-way*.

O termo *one-way* significa que a proposta do experimento é estudar o impacto ou a influência de somente um fator na resposta. O fator estudado deve ter pelo menos dois níveis diferentes. O termo efeito fixo significa que os níveis do fator não são aleatórios, mas são atribuídos pelo experimentador.

A escolha do método estatístico para o teste de significância depende de como os dados de teste se conformam com uma distribuição normal. Se os dados de confiabilidade estão normalmente distribuídos, os resultados dos experimentos podem ser analisados com um método paramétrico tal como a Análise de Variância (ANOVA).

Se os dados não seguem uma distribuição normal deve ser usado um método não paramétrico, tal como o teste de Wilcoxon (MATTILA, 2005).

Segundo Montgomery et al. (2012), a conformidade dos dados com a distribuição normal é estudada, por exemplo, por um dos testes de *goodness-of-fit*. Quatro desses testes são descritos a seguir:

- Teste de Anderson–Darling,
- Teste de Shapiro-Wilk,
- Teste de Kolmogorov-Smirnov e,

- Teste da Espessura do Lápis "*Fat pencil test*".

1. Testes de *Goodness of Fit*

a) Teste de Anderson-Darling

O teste de Anderson-Darling (A-D) verifica se a função distribuição empírica dos dados amostrais seguem uma distribuição em particular. Se os dados empíricos forem normais o teste não rejeitará a hipótese nula (H_0) de normalidade da população.

O teste de hipótese para o teste A-D são os seguintes:

H_0 : Os dados seguem uma distribuição específica, no caso se normal,

H_1 : Os dados não seguem uma distribuição específica, no caso se normal.

b) Teste de Shapiro-Wilk

O teste de Shapiro-Wilk testa a hipótese nula de uma amostra se ela veio de uma população com distribuição normal. Este teste foi publicado em 1965 por Samuel Shapiro e Martin Wilk.

Lembrando que a hipótese nula é aquela que a população apresenta uma distribuição normal. Se o valor de p for menor que um nível escolhido de α , então a hipótese nula é rejeitada, concluindo-se que os dados não veem de uma população com uma distribuição normal. Se o valor de p for maior que o valor escolhido de α , então não se rejeita a hipótese nula e concluiu-se que os dados vieram de uma população normalmente distribuída.

Por exemplo, para um $\alpha=0,05$, um conjunto de dados com valor de p de 0,32 maior que α , não se rejeita a hipótese de que os dados são provenientes de uma população com distribuição normal.

c) Teste de Normalidade de Kolmogorov-Smirnov

Este teste compara a função distribuição cumulativa empírica dos dados amostrais com a distribuição esperada se os dados fossem normais. Se esta diferença observada for, suficientemente grande, o teste rejeitará a hipótese nula da normalidade da população. Se o valor de p for menor que o valor escolhido do nível α , rejeita-se a hipótese nula e conclui-se que a população não é normal.

d) Teste da Espessura do Lápis "*Fat pencil test*"

Um teste de normalidade muito conhecido é o teste da espessura do lápis conhecido também como *Fat pencil test*. Ele é aplicado no gráfico de probabilidade. Imagine um lápis com certa espessura, colocado em cima da linha ajustada no gráfico de probabilidade; se o lápis cobrir todos os pontos no gráfico, os dados provavelmente seguirão uma distribuição normal; se os pontos estiverem longe da linha ajustada e visíveis além das bordas da espessura do lápis, como mostra a Figura 2.13, os dados, provavelmente, não seguirão uma distribuição normal.

Este método informal não substitui a inferência estatística do teste de normalidade por si só, mas é útil como uma rápida avaliação visual. Nos gráficos abaixo, o teste da espessura do lápis é aplicado aos gráficos de probabilidade. As faixas mais largas (em cinza) representam um lápis em cima da linha ajustada.

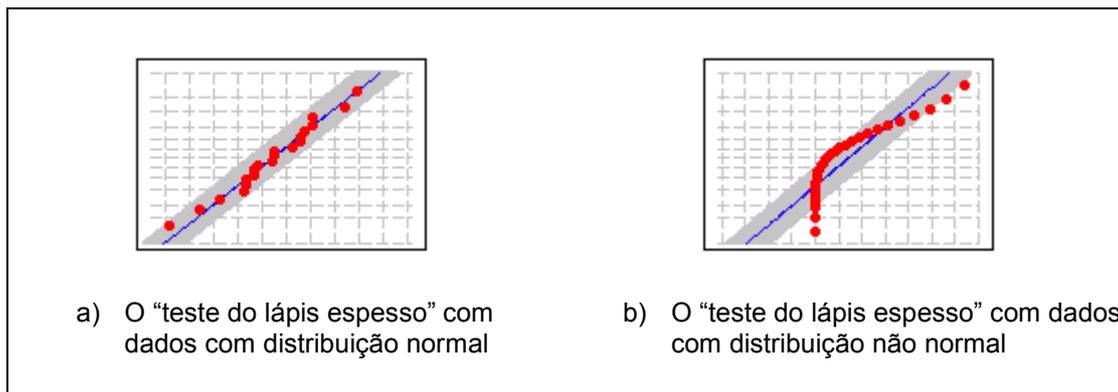


Figura 2.13- Teste de normalidade com o emprego do método da espessura do lápis

Um valor de probabilidade para rejeitar a hipótese nula pode ser obtido por meio de um programa estatístico de computador ou pode ser lido de uma tabela de probabilidade dos testes. Os testes são normalmente realizados com menos de 5% de nível de confiança ou risco, o que significa que se o resultado do valor de p do teste estiver abaixo de 5%, há uma boa razão para se rejeitar a hipótese nula e concluir que a distribuição segue uma distribuição normal.

2. Testes de Significância

a) Análise de Variância (ANOVA)

Segundo Rooney (2013), a Análise de Variância foi desenvolvida pelo geneticista e estatístico britânico Sir Ronald Aylmer Fisher (1890-1962). Ele desenvolveu a Análise de Variância (ANOVA) que procura os pontos numa amostra que se desviam da normal. Ela é usada para determinar se os resultados são ou não estatisticamente significativos, ou seja, se eles têm a possibilidade de refletir uma tendência, uma mudança ou uma causa real; ou se eles aparecem por acaso.

A Análise de Variância testa a hipótese de que as médias de duas ou mais amostras são iguais. A Análise de Variância requer dados de amostras normalmente distribuídos com variâncias aproximadamente iguais entre os níveis de um fator. As hipóteses são as seguintes:

$$H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_k^2; \quad (2.5)$$

$$H_1: \sigma_1^2 \neq \sigma_2^2 \neq \dots \neq \sigma_k^2; \text{ ou } \sigma_i^2 \neq \sigma_j^2 \quad (2.6)$$

Onde:

- σ^2 é a variância real desconhecida.

O princípio básico da ANOVA é que a variação total (SS_{Tot}) na resposta pode ser subdividida em componentes que podem ser atribuídas a fontes de variação reconhecíveis.

Algumas das variabilidades podem ser explicadas pelos diferentes níveis de fatores que são usados e o resto é devido a flutuações aleatórias dentro do mesmo nível do fator. A variação é quantificada pela soma dos quadrados (*Square Sum*- SS) que pode ser escrito pela Equação 2.7:

$$SS_{Tot} = SS_{Níveis} + SS_{Erros} \quad (2.7)$$

Se houver uma diferença significativa nas médias, a maioria das variações na resposta é devido a diferentes níveis do fator, isto é, para $SS_{Níveis}$.

O procedimento ANOVA usa esta ideia de comparar a significância da diferença entre $SS_{Níveis}$ e o SS_{Erros} por uma relação adequada, conhecida como F, para testar uma hipótese nula das médias de igual tratamento. Se H_0 for verdadeiro, a relação F é esperada ser próxima de um (1). F é dada pela Equação 2.8:

$$F = \frac{MS_R}{MS_E} = \frac{\text{média quadrática da Regressão}}{\text{média quadrática do Erro ou Resíduo}} \quad (2.8)$$

O valor de **p** é, normalmente, obtido por softwares estatísticos ou pode ser lido de tabelas de distribuição de F. O valor de **p** é o nível de confiança ou de risco com que a rejeição da hipótese nula é feita. Um valor de **p** abaixo de 5 % pode ser adotado como uma boa indicação para se rejeitar a hipótese nula e concluir que as duas médias são, significativamente, diferentes. Os resultados são normalmente apresentados numa tabela designada como ANOVA.

3. Teste de Wilcoxon

O teste de Wilcoxon é um método para se testar hipóteses quando a suposição de normalidade não é encontrada. As hipóteses são estabelecidas em termos de medianas populacionais iguais;

$$\begin{aligned}H_0: M_1 &= M_2; \\H_1: M_1 &\neq M_2\end{aligned}\tag{2.9}$$

O teste é baseado somente na ordem em que as observações de duas amostras acontecem: as duas observações são tiradas, ordenadamente, do menor para o maior e classificadas.

A soma das classificações associadas com as amostras é calculada e os valores de **p** para rejeitar a hipótese nula são obtidos de uma tabela de probabilidades (MONTGOMERY et al., 2012).

2.2.1.2 Planejamentos de Experimentos Fatoriais

Planejamentos de Experimentos Fatoriais são empregados para investigar os efeitos de dois ou mais fatores ao mesmo tempo. Diferentes planejamentos são designados como planejamentos fatoriais \mathbf{a}^k , onde **a** representa a quantidade de níveis de cada fator e **k** o número de fatores. Quando um experimento fatorial tem todas as diferentes combinações de níveis dos fatores, é chamado de experimento fatorial completo (*full-factorial*).

Uma variação na resposta causada por uma variação no nível de um fator é chamado de efeito principal. Se a diferença nas respostas entre os níveis de um fator não é a mesma em todos os níveis dos outros fatores, conclui-se que há uma interação entre os fatores e isto é chamado de efeito da interação.

Por exemplo, a Figura 2.14 (a) mostra um planejamento experimental de 2^2 (dois níveis para dois fatores A e B). O efeito principal para o fator A é a diferença média na resposta entre os 2 níveis escolhidos. Um valor positivo

significa que aumentar o fator de um nível inferior até seu nível superior causa um aumento na resposta. Se o sinal dos efeitos principais de ambos os fatores é o mesmo, positivo ou negativo, nenhuma interação existe e o termo interação tem o valor próximo de zero, como mostrado na Figura 2.14 (b). Quando o efeito interação tem o valor diferente de zero, existirá interação entre os dois fatores, como mostrado na Figura 2.14 (c).

A significância do aumento ou da diminuição na resposta é testada estatisticamente.

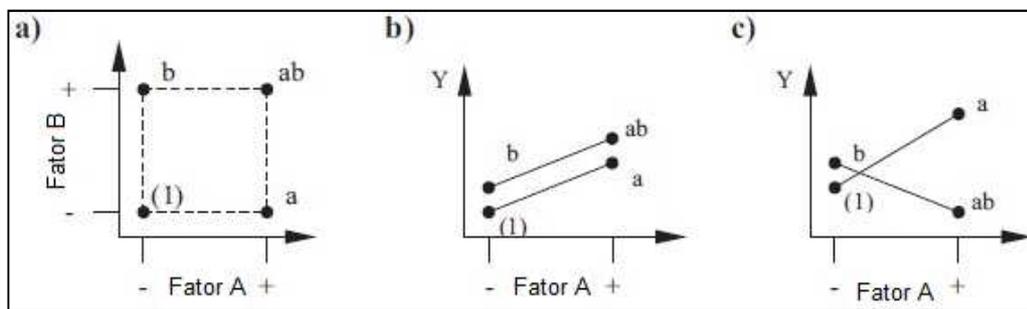


Figura 2.14 – Planejamento experimental de 2^2 com dois níveis e dois fatores.
 a) Planejamento fatorial, b) sem interação e c) com interação.
 Fonte: Adaptado de Mattila (2005).

O planejamento fatorial pode ser ampliado para planejamentos fatoriais 2^k para incluir mais fatores. A representação gráfica para estes casos torna-se complicada, como mostra a Figura 2.15 e por esta razão empregam-se matrizes de planejamento experimental.

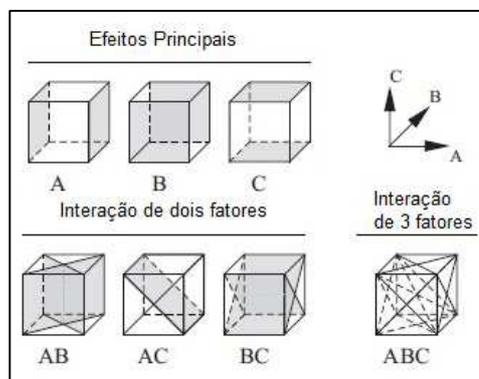


Figura 2.15 – Representação gráfica dos efeitos principais e interações de planejamento de 2^3 (dois níveis e três fatores).
 Fonte: Adaptado de Mattila (2005).

A análise de variância (ANOVA) dos resultados de dois ou mais fatores experimentais segue os mesmos princípios como da ANOVA de um fator.

A variação total (SS_{TOT}) é novamente subdividida em componentes que podem ser atribuídos a fontes reconhecíveis de variação ($SS_{Fatores}$ e SS_E). Entretanto, dessa vez, vários fatores como também suas interações estão presentes. No caso de um experimento de dois fatores, significa que o $SS_{Fatores}$ se divide em três diferentes componentes:

- Efeitos devido aos fatores A e B e a sua interação AB. A variação pode ser quantificada pela soma dos quadrados (Equação 2.10):

$$S_{TOT} = SS_A + SS_B + SS_{AB} + SS_E \quad (2.10)$$

A classificação de dois fatores (*two-way*) pode também ser expressa como mostrado na Equação 2.11:

$$Y_{ijk} = \mu + \alpha_i + \beta_j + (\alpha\beta)_{ij} + E_{ijk} \quad (2.11)$$

Onde:

- $i=1, 2, 3, \dots, a$ e,
- $j=1, 2, 3, \dots, b$ são quantidade de níveis.

A Equação 2.11 mostra, simbolicamente, como cada observação pode ser particionada em cinco componentes. O μ representa a média verdadeira da característica qualidade. O α_i e o β_j são os efeitos dos fatores A e B sobre o valor médio da característica qualidade, enquanto $(\alpha\beta)_{ij}$ é o efeito da interação. (Note que $\alpha\beta$ não significa α vezes β). E_{ijk} é a dispersão aleatória devido a fontes inexplicáveis de variação. Esta notação mostra como os diferentes fatores $\alpha_i + \beta_j + (\alpha\beta)_{ij} + E_{ijk}$ afetam a média real μ da característica que pode ser vista na medida resposta.

Este modelo é importante, porque é usado para estabelecer hipóteses sobre os efeitos de diferentes fatores. A primeira hipótese a ser testada é a hipótese nula de interação (Equação 2.12):

$$H_0: (\alpha\beta)_{ij} = 0 \quad (2.12)$$

Se a hipótese nula for rejeitada, isto implicará que ambos os efeitos principais são significantes. Se não for rejeitada, a análise é realizada testando-se as duas hipóteses nulas de não haver diferenças entre os níveis dos fatores A e B:

$$H_0^I: \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_a = 0 \text{ e} \quad (2.13)$$

$$H_0^{II}: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_b = 0, \quad (2.14)$$

respectivamente.

O teste de hipótese nula é novamente realizado com a relação F. A relação F apropriada é desenvolvida da mesma maneira como discutida anteriormente, em conexão com os experimentos de um único fator. Se H_0 não for verdadeira, a relação F será próxima de um (1) e o valor de **p** será pequeno, menor que 5% (0,05). A Tabela 2.6 apresenta a tabela completa de ANOVA para a classificação *two-way* com efeitos fixos.

Tabela 2.6 – Tabela ANOVA para planejamento com classificação de dois fatores (*two-way*) com efeitos fixos.

Fonte de Variação	Graus de Liberdade	Soma dos Quadrados	Média Quadrática	F	P
A	$a - 1$	SS_A	$\frac{SS_A}{a-1}$	$\frac{MS_A}{MS_E}$	P_A
B	$b - 1$	SS_B	$\frac{SS_B}{b-1}$	$\frac{MS_B}{MS_E}$	P_B
AB	$ab - 1$	SS_{AB}	$\frac{SS_{AB}}{(a-1)(b-1)}$	$\frac{MS_{AB}}{MS_E}$	P_{AB}
Erro	$ab(n - 1)$	Subtração	$\frac{SS_E}{ab(n-1)}$		
Total	$abn - 1$	SS_{Tot}			

Fonte: MATTILA (2005)

Se a hipótese nula for rejeitada, conclui-se que o fator tem um impacto significativo na resposta. Entretanto, a análise não diz qual o nível do fator produz o valor desejável. Em outras palavras, rejeitar (Equação 2.15),

$$H_0^I: \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_a = 0, \quad (2.15)$$

implica que um ou mais das igualdades não se mantêm e, portanto, pelo menos duas das médias das populações são diferentes. Há várias técnicas para se fazer essas distinções: por exemplo, o teste T de Bonferroni e os testes de múltiplos alcances de Duncan (NIST/SEMATECH, 2012).

O procedimento de Bonferroni compara as médias populacionais via teste T. Entretanto, o método é variável, unicamente, quando o número de médias populacionais (níveis de fatores) é razoavelmente pequeno. Isto é, porque enquanto o número das médias das populações aumenta, a probabilidade global de erro pode tornar-se inaceitavelmente alta, resultando num teste com pouco efeito. O teste de múltiplos alcances de Duncan calcula a diferença entre as maiores e as menores médias de amostras e se essa diferença for significativa, a faixa é reduzida até que nenhuma diferença, estatisticamente significativa, seja encontrada.

Se os dados de confiabilidade falharem em atender a distribuição normal, o teste estatístico deverá ser realizado, testando individualmente todas as diferenças emparelhadas.

O planejamento fatorial de 2^2 , apresentado, anteriormente na Figura 2.14, pode ser analisado facilmente com o teste de Wilcoxon. Planejamentos com mais de 2 fatores são muito complicados para serem analisados.

2.2.1.3 Planejamentos de Experimentos Fatoriais Fracionados

Planejamentos de Experimentos Fatoriais Fracionados são planejamentos em que se realiza somente um subconjunto ou fração das observações do planejamento fatorial total (*full factorial*). Os planejamentos fatoriais fracionados são indicados quando os recursos são limitados ou quando a quantidade de fatores no projeto é grande, comparado com as poucas observações e com os planejamentos fatoriais completos. Segundo Montgomery et al. (2012), os Planejamentos de Experimentos Fatoriais Fracionados são, principalmente, empregados na seleção de fatores que apresentam maiores efeitos nos

experimentos. Uma vez selecionados, novos experimentos são realizados com estes fatores.

A quantidade de experimentos ou observações necessárias para um planejamento fatorial de 2 níveis é 2^k onde k é o número de fatores. Enquanto o número de fatores num planejamento 2^k aumenta, a quantidade de observações necessárias para realizar um planejamento fatorial completo aumenta rapidamente. Por exemplo, um planejamento fatorial completo de 2 níveis com 6 fatores requer $2^6=64$ observações e um planejamento com 9 fatores requer $2^9=512$ observações. Um planejamento fatorial fracionado pela metade iria requerer somente metade dessas observações segundo Montgomery et al. (2012).

Nos planejamentos fatoriais fracionados, alguns dos efeitos são confundidos e não podem ser separados de outros efeitos. Geralmente, não se preocupa com termos acima das interações com dois fatores (*two-way*), podendo admitir desprezíveis essas interações de ordem mais elevada, não havendo necessidade de estimá-las. Um planejamento fatorial fracionado usa um subconjunto de um planejamento fatorial completo para obter informações sobre os efeitos principais e sobre as interações de baixa ordem com poucas observações.

Os diagramas a seguir, apresentados na Figura 2.16, mostram um planejamento fatorial completo à esquerda e um planejamento fatorial fracionado (1/2) à direita.

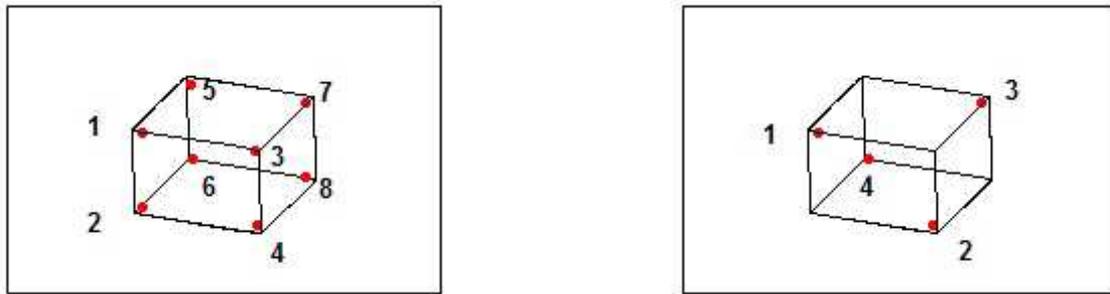


Figura 2.16 – Representação de Planejamentos Fatoriais Completos e Fracionados.
 Fonte: Montgomery et al. (2012)

O planejamento fatorial completo contém duas vezes mais pontos de planejamento que o planejamento fatorial fracionado. A resposta é somente medida nos quatro dos oito possíveis cantos da porção fracionada do planejamento. No entanto, com este planejamento, os efeitos principais são confundidos com as interações de dois fatores (*two-way*).

2.2.2 Análise Estatística da Confiabilidade

De acordo com Clech et al. (1994), a análise estatística de dados de falha de juntas de solda é uma parte fundamental da avaliação da confiabilidade da tecnologia de montagem em superfície de componentes eletrônicos.

A confiabilidade da montagem é estimada por meio da aceleração linear da distribuição dos tempos para falhar, realizadas a partir de testes de laboratório para as condições de uso e, ainda, por projeção dos dados de teste acelerados de pequenas amostras, para baixos percentis de falha, representativas das probabilidades requeridas de falha cumulativas no campo.

Ainda conforme Clech et al. (1994), a precisão das projeções de confiabilidade no campo é fortemente dependente da escolha da distribuição estatística e dos valores considerados ou estimados dos parâmetros que definem a referida distribuição.

Clech et al. (1994) afirmam que realizaram testes de *goodness-of-fit* para avaliar o ajuste dos dados de falha provenientes do desgaste termomecânico em juntas de solda, para as distribuições de Weibull e lognormal de dois e três

parâmetros. Eles concluíram que a distribuição de Weibull de três parâmetros (3P) fornece o melhor ajuste para os dados de teste e projeções mais precisas em baixos percentis, enquanto que tanto as distribuições de Weibull de dois parâmetros (2P) quanto à lognormal apresentam resultados muito conservadores. Como será visto nesta seção, o terceiro parâmetro da distribuição de Weibull (3P) é o tempo livre de falha (γ), também conhecido como parâmetro de localização, enquanto os outros dois são a vida característica (η) e o parâmetro de forma (β), citados anteriormente.

2.2.2.1 Distribuição de Probabilidade de Weibull

A confiabilidade é a capacidade expressa em termos de probabilidade que pode ser descrita por uma distribuição. Segundo Abernethy (2002), o estatístico sueco Waloddi Weibull inventou sua distribuição em 1937, publicando-a pela primeira vez em 1939. Ainda Abernethy (2002), referindo-se ao artigo de Weibull, a reação ao artigo nos anos 50 foi negativa, variando do ceticismo à completa rejeição. O próprio Weibull dizia que parecia ser muito bom, para ser verdade, que os dados poderiam selecionar a distribuição e ajustar os parâmetros. No entanto, os pioneiros, como Dorian Shainin e Leonard Johnson, citados por Abernethy (2002), aplicaram e melhoraram ainda mais a técnica. A força aérea americana reconheceu o mérito do método de Weibull e custeou suas pesquisas até 1975. Até hoje a análise de Weibull é o método mais importante para o ajuste de dados de vida.

Mesmo que Weibull tenha desenvolvido uma função de distribuição de resistência voltada à tensão dos materiais, sua abordagem foi puramente matemática. Ele supôs que a distribuição da tensão de um material podia ser especificada por uma função incluindo dois ou três parâmetros. Em 1951, Weibull publicou o seu famoso artigo, onde ele demonstrou por meio de sete diferentes campos de aplicação, que a sua distribuição podia ser aplicada numa série de aplicações.

A distribuição de Weibull é uma distribuição de vida muito utilizada na engenharia da confiabilidade e na análise de dados de vida devido à sua

versatilidade. Dependendo dos valores dos parâmetros de distribuição esta se adapta em várias distribuições de vida. Além disso, pode ser usada com tamanhos relativamente pequenos de amostra e os modos de falha e os mecanismos subjacentes podem ser classificados com a ajuda do parâmetro de forma β . A função densidade de probabilidade e a função distribuição cumulativa de Weibull são dadas, respectivamente, pelas Equações 2.16 e 2.17:

$$f(t) = \left(\frac{\beta}{\eta-\gamma}\right) \left(\frac{t-\gamma}{\eta-\gamma}\right)^{\beta-1} \exp\left[-\left(\frac{t-\gamma}{\eta-\gamma}\right)^\beta\right] \quad (2.16)$$

e

$$F(t) = 1 - \exp\left[-\left(\frac{t-\gamma}{\eta-\gamma}\right)^\beta\right], \quad (2.17)$$

Onde:

- η (eta)- representa a vida característica,
- β (beta)- é o parâmetro de forma e,
- γ (gama)-representa o parâmetro de localização.

A Figura 2.17 apresenta as funções de densidade de probabilidade da distribuição de Weibull para diferentes valores de β .

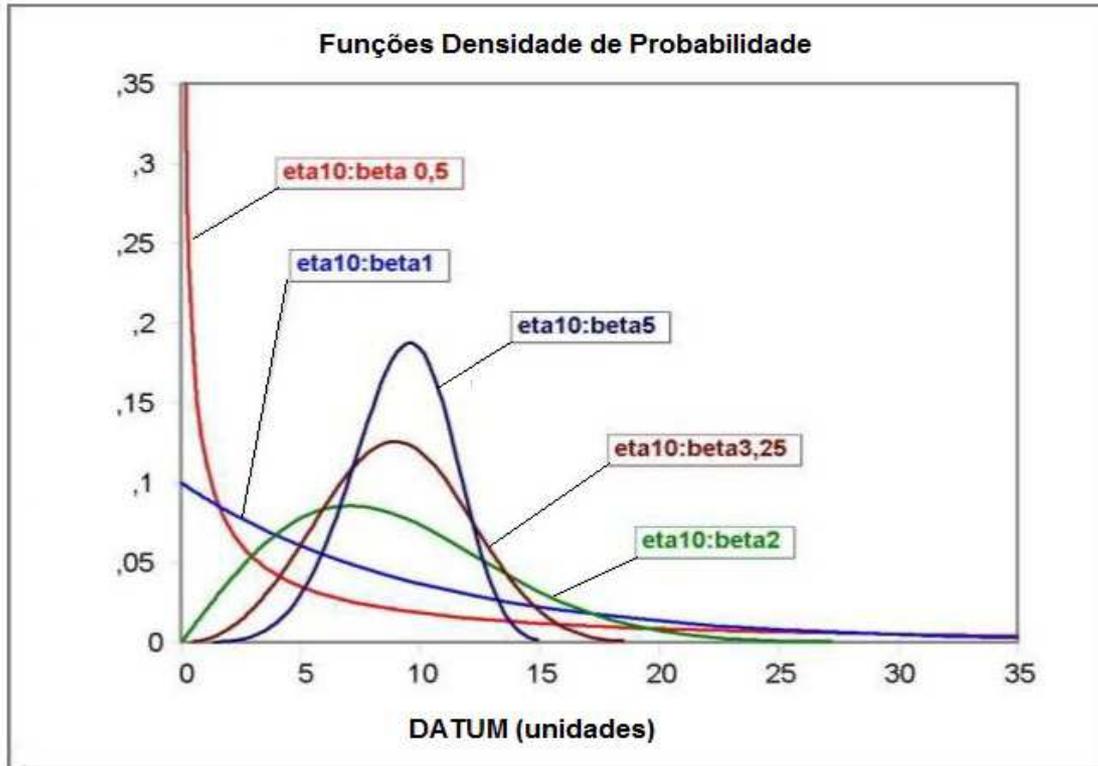


Figura 2.17- Funções densidade de probabilidade de Weibull para diferentes valores de β .
 Fonte: Adaptado de Weibull (2013).

Uma alteração no parâmetro de escala η tem o mesmo efeito sobre a distribuição como uma mudança da escala de tempo e quando η é aumentada, mantendo β constante, a função densidade de probabilidade se estende e diminui em altura porque a área sob a função de densidade é um valor constante e igual a um.

A vida característica está relacionada ao tempo médio para falhar pela Equação (2.18):

$$\mu = \eta \Gamma \left(1 + \left(\frac{1}{\beta} \right) \right). \tag{2.18}$$

Onde:

- μ - tempo médio para falhar;
- η - vida característica da distribuição de Weibull;
- β - parâmetro de forma da distribuição de Weibull;
- Γ –função gama.

O parâmetro de localização γ é muitas vezes igual a zero, quando se trata da distribuição Weibull de dois parâmetros. No entanto, a distribuição de Weibull de três parâmetros (3P) pode ser utilizada para ajustar melhor a função aos dados. Uma mudança no parâmetro γ faz com que a distribuição desloque ao longo do eixo das abscissas, sem afetar a forma da distribuição. Quando γ é maior do que zero, a distribuição começa no local representado pelo valor de γ .

O parâmetro γ pode ter valores positivos ou negativos. No entanto, um valor negativo indica vida não registrada, antes do início do teste, durante a qual as falhas ocorreram. Com os diferentes parâmetros de β , a função adquire uma variedade de formas, como mostrado na Figura 2.17. A função de Weibull também pode ser usada para aproximar outras distribuições: quando $\beta=1$ é idêntica à distribuição exponencial e quando $\beta=2$ é idêntica a distribuição de Rayleigh. Quando $\beta=2,5$ ela se aproxima da distribuição lognormal, e quando $\beta=3,5$ se aproxima da distribuição normal. O parâmetro β está relacionado à variância σ^2 pela Equação 2.19,

$$\sigma^2 = \eta \left[\Gamma \left(1 + \left(\frac{2}{\beta} \right) \right) - \Gamma^2 \left(1 + \left(\frac{1}{\beta} \right) \right) \right] \quad (2.19)$$

Onde:

- σ^2 - variância;
- η - vida característica da distribuição de Weibull;
- Γ - função gama.

Mesmo que a função de distribuição de Weibull não tenha uma base física (WEIBULL, 1951), há uma característica importante em relação à interpretação do parâmetro β , o que implica, em parte, o motivo da análise de Weibull ter ganho tal popularidade no campo da confiabilidade eletrônica. A característica é que a taxa de falhas (λ) tem um efeito distinto sobre o valor de β . A taxa de falhas é dada pela Equação 2.20:

$$\lambda(t) = \frac{f(t)}{1-F(t)} = \left(\frac{\beta}{\eta-\gamma}\right) \left(\frac{t-\gamma}{\eta-\gamma}\right)^{\beta-1} \quad (2.20)$$

Onde:

- $\lambda(t)$ - taxa de falhas em função do tempo;
- $f(t)$ – função densidade de probabilidade de Weibull;
- $F(t)$ - função distribuição cumulativa de Weibull;
- β – parâmetro de forma ou de qualidade de Weibull;
- η - vida característica da distribuição de Weibull;
- t – tempo ou ciclos;
- γ – parâmetro de localização da distribuição de Weibull.

O valor de $\beta=1$ divide o comportamento da função de Weibull: valores de $\beta<1$ correspondem a uma diminuição na taxa de falhas, $\beta=1$ a taxa de falhas passa a ser uma constante e $\beta>1$ corresponde a uma da taxa de falhas crescente. A Figura 2.18 mostra este comportamento graficamente.

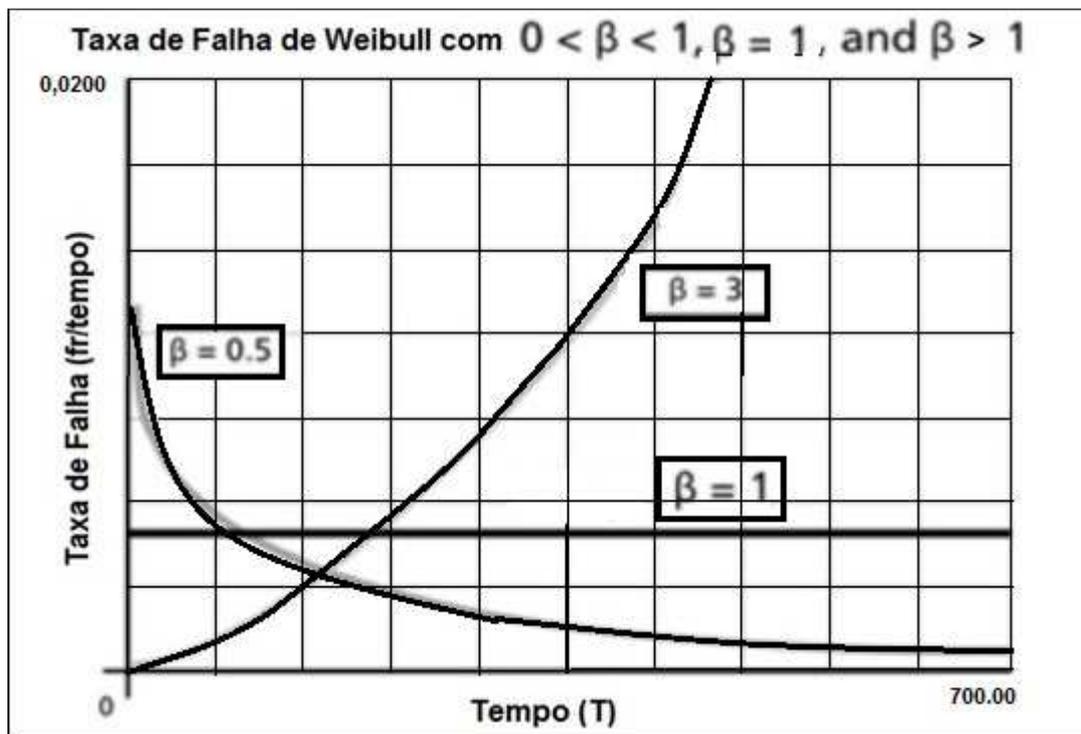


Figura 2.18 - Taxa de falhas de Weibull para diferentes valores de β .
Fonte: Adaptado de Weibull (2013).

As curvas da Figura 2.18 englobam as três seções da curva clássica da banheira mostrado na Figura 2.19. Todos os três estágios de vida da curva da banheira podem, assim ser representados, matematicamente, com a distribuição de Weibull por meio do parâmetro β . Quando o valor de β é menor que um, o gráfico apresenta a distribuição das falhas que caracteriza a região de "mortalidade infantil" [$\lambda(t)$ diminuindo]; quando o β é igual a um, o gráfico apresenta a distribuição das falhas durante a "vida útil" [$\lambda(t)$ constante]; e quando β é maior do que um, o gráfico apresenta a distribuição das falhas "por desgaste ou dano acumulado" [$\lambda(t)$ aumentando].

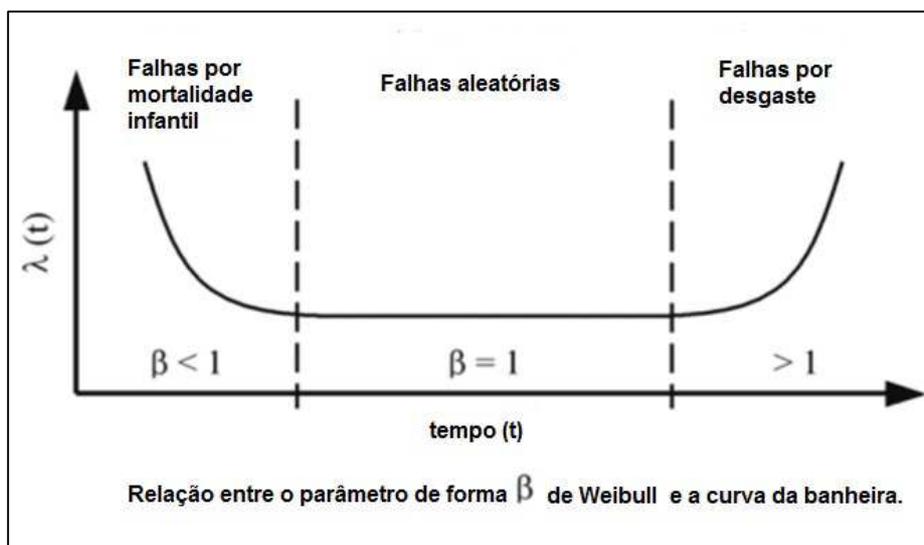


Figura 2.19- Relação entre o parâmetro de forma β de Weibull e a curva da banheira.
 Fonte: Adaptado de Weibull (2013).

Deste modo, as falhas podem ser classificadas em três categorias com base no parâmetro β obtido, portanto, o mecanismo de falhas está relacionado com o parâmetro β que tem de ser determinado pela análise de falhas físicas. Idealmente, cada valor de β descreve um modo único de falha, mas também podem haver vários modos de falha que atuam simultaneamente; e muitos mecanismos diferentes podem ser representados pelo mesmo valor de β . Assim, cada modo de falha precisa ser identificado e uma análise separada deve ser realizada para cada modo de falha.

2.2.2.2 Estimação dos Parâmetros de Weibull

Vários métodos estão disponíveis para a estimativa dos parâmetros de Weibull, por exemplo, papel de plotagem de probabilidade, estimativa de máxima verossimilhança de probabilidade e do método de regressão dos mínimos quadrados. A plotagem do papel de probabilidade envolve subjetividade no ajuste visual da linha de regressão. O método dos mínimos quadrados é uma versão matemática da plotagem da probabilidade, resultando em maior objetividade para as estimativas dos parâmetros. O método de Estimação de Máxima Verossimilhança (EMV) é assintoticamente eficiente, ou seja, ela produz estimativas mais precisas para grandes tamanhos de amostras, 50 a 100 ou mais amostras. Mas, com poucas amostras, a EMV pode tornar-se seriamente viesada (*biased*) (NIST/SEMATECH, 2012).

Os parâmetros da distribuição de Weibull são estimados a partir de um determinado conjunto de dados da seguinte maneira: tomando-se os logaritmos naturais de ambos os lados da Equação (2.16) e fazendo as transformações necessárias, a função de distribuição cumulativa assume a forma da Equação (2.21):

$$\text{Ln}(\text{Ln}(\frac{1}{1-F(t)})) = \beta \text{Ln } t - \beta \text{Ln } \eta \quad (2.21)$$

que é uma função linear do $\text{Ln}(t)$ com o coeficiente angular igual a β e a intersecção do eixo y igual a $-\beta \text{Ln } \eta$. Os tempos para falhar são, primeiramente, reorganizados em ordem crescente e os valores de $y = \text{Ln} [\text{Ln} [1 / \{1-F (t)\}]]$ são, cumulativamente, plotados contra $x=\text{Ln} (t)$.

De acordo com Mattila (2005), o método *mean rank* (posto médio) é um método apropriado para estimar a função distribuição cumulativa $F(t)$ quando a distribuição for simétrica. No entanto, isso raramente ocorre, e a função $F(t)$ é geralmente mais estimada pelo *median rank* (posto mediano). Weibull costumava usar os *mean ranks* para plotagens. Muitos autores recomendam o uso dos *median ranks* (postos medianos) por serem, um pouco mais precisos

do que os *mean ranks* (postos médios). Além disso, os *median ranks* são especificados para um nível de confiança de 50%.

Os postos medianos podem ser facilmente estimados usando a seguinte aproximação, dada pela Equação (2.22) (Equação de Benard), onde i é a ordem do valor e n é o tamanho da amostra:

$$\hat{F}(t) = \frac{i-0,3}{n+0,4} \quad (2.22)$$

O próximo passo é ajustar uma linha reta para o gráfico de dispersão, usando a regressão por mínimos quadrados. O melhor ajuste linear da função $y = b_0 + b_1x$ é obtido escolhendo b_0 e b_1 de modo que as distâncias entre os pontos de dados individuais para a linha de regressão sejam minimizadas. Isto é feito por meio da minimização da soma dos quadrados das distâncias.

Se os pontos de dados se ajustam bem à suposição linear, os parâmetros podem ser adequadamente calculados, utilizando a distribuição de dois parâmetros. Se o ajuste não for suficiente, a distribuição de dois parâmetros pode não dar os resultados mais precisos e a presença do tempo livre de falha (γ) ou de modos mistos de falha devem ser considerados. Um comportamento ligeiramente côncavo na região de baixa probabilidade de falha, indica a presença de uma vida livre de falhas, enquanto cantos agudos podem indicar uma mistura de modos de falha. A única maneira de se determinar o fator responsável pelo ajuste deficiente é a utilização de análise de falhas físicas, para determinar o número de modos de falha. Um gráfico de Weibull separado é feito para cada modo de falha e se a classificação estiver correta, os gráficos irão mostrar um bom ajuste.

O ajuste da distribuição pode ser avaliado com o auxílio dos coeficientes de correlação ou de determinação, mas a natureza cumulativa do gráfico aumenta a correlação observada e, por conseguinte, os testes de *goodness-of-fit* deveriam ser utilizados para confirmar se os dados experimentais estão distribuídos de acordo com a distribuição escolhida. Existem métodos

alternativos para fazer os testes, como o teste do qui-quadrado e o teste de Kolmogorov-Smirnov, este já citado nesta Tese. Muitos softwares comerciais têm procedimentos especializados que combinam informações de diferentes testes. A inclinação da linha de regressão fornece uma estimativa de β . A intersecção y_0 no eixo y com a linha de regressão, pode ser utilizada para estimar o tempo de vida característica, dada pela Equação 2.23:

$$\hat{\eta} = \exp^{-\frac{y_0}{\beta}} \quad (2.23)$$

O valor de η também pode ser lido a partir do gráfico de Weibull na taxa de falhas cumulativa de 63,2% da linha de regressão.

2.3 Aspectos da Metodologia dos Testes Acelerados

Nesta seção são tratados alguns aspectos dos testes acelerados empregados nos testes de qualificação e de confiabilidade.

Os testes acelerados são uma prática industrial muito empregada no projeto do empacotamento de componentes eletrônicos e serve para uma rápida avaliação da sua confiabilidade.

Segundo Qian e Liu (1999), os testes de qualificação e de confiabilidade de empacotamentos avançados, tais como os de BGAs precisam de milhares de ciclos (>3000 ciclos) para alcançar a falha normalmente. O tempo até a falha é de cerca de 4 a 10 meses com 1 a 2 ciclos/hora. É um processo muito demorado, além de necessitar de equipamentos caros. A finalidade do método de teste acelerado é encurtar este período até a falha, sobrestressando as juntas de solda.

O principal objetivo é executar os testes de qualificação e de confiabilidade por meio de ferramentas computacionais desenvolvidos para esta finalidade. O procedimento de teste é realizado, atualmente, em indústrias eletrônicas elevando-se às temperaturas extremas, encurtando o tempo de permanência e aumentando-se as taxas de rampa de temperatura.

A metodologia dos testes acelerados, na verdade, está intimamente relacionada com as metodologias de predição de vida em fadiga e modelagem constitutiva. Os fatores de aceleração e os seus limites podem ser determinados pela integração de uma abordagem de predição de vida em fadiga, com um modelo viscoplástico, capaz de ser usado no estudo de diferentes condições aceleradas. Ainda segundo Qian e Liu (1999), existe incerteza na determinação exata correta do fator de aceleração dos testes acelerados e a correlação da vida em fadiga dos ensaios acelerados com a vida do produto ou do empacotamento durante as condições de serviço. Há muito que fazer neste campo, principalmente, agora com a introdução de diferentes ligas de solda empregadas pela indústria.

2.3.1 Limitações dos Testes Acelerados

É importante que considerações apropriadas sejam atribuídas aos mecanismos e modos de falha no planejamento de um teste acelerado para avaliação da confiabilidade das juntas de solda. Um método de predição de vida pode ser uma ferramenta muito útil se for capaz de prever modos de falha de juntas de solda e incorporar os mecanismos de falha dominantes como a trinca intergranular ou transgranular, como o deslizamento de contornos de grão e a faixa de cisalhamento induzida pelo crescimento dos grãos.

Existem limites dos fatores de aceleração com relação à mudança do modo de falha ou com relação à limitação do gradiente térmico sob condições extremas de ensaio acelerado. Por exemplo, o aumento da taxa de rampa para a taxa de choque térmico pode induzir a mudança do modo de falha da fratura intergranular das juntas de solda para a delaminação do material do *underfill* dos empacotamentos tipo *flip chip* e podendo, ainda deslocar o local de ocorrência da falha.

2.3.2 Fadiga isotérmica via fadiga térmica

De acordo com Qian e Liu (1999), uma questão relacionada aos testes acelerados é a relação entre a fadiga isotérmica e a térmica. A fadiga isotérmica pode ser realizada com mais rapidez do que a fadiga térmica, já que

é um teste mais fácil de realizar em condições laboratoriais bem controladas. Normalmente, a fadiga isotérmica é usada para calibrar os modelos constitutivos e os métodos de previsão de vida em fadiga.

A fadiga isotérmica e a fadiga térmica apresentam uma série de semelhanças e diferenças. No entanto, os mecanismos de deformação e de falha acrescentam um efeito na fadiga térmica que podem estar ausentes na fadiga isotérmica. Testes acelerados, também, podem criar novos modos de falha, como discutido acima. A evolução da microestrutura ocorre em soldas quasi-eutéticas na fadiga térmica. Ciclos de temperatura podem induzir a recristalização de solda e, em seguida, o crescimento do grão. A taxa de deformação continua variando durante o carregamento da ciclagem térmica, devido à dependência com a temperatura dos comportamentos viscoplásticos das ligas de solda. A densidade média de energia, de deformação e de tensão gerada durante a rampa inicial ou na fase de arrefecimento do ciclo térmico, também são fatores importantes para a vida em fadiga térmica e têm sido ignorados na investigação de ensaios de fadiga isotérmica.

Portanto, o estudo da taxa de deformação e o de mudanças de temperatura, as modificações da microestrutura e a densidade média de energia e de deformação são os três fatores adicionais que precisam ser avaliados para a modelagem constitutiva, para a previsão de vida em fadiga e para os testes acelerados de fadiga térmica das juntas de solda.

2.4 Metodologias de Análise e Predição da Confiabilidade

Nesta seção é apresentada uma revisão de literatura apresentando as metodologias sobre análise e predição da confiabilidade de juntas de solda. A Figura 2.20 ilustra as várias abordagens de predição de vida em fadiga de juntas de solda. Existem várias abordagens para a predição de vida em fadiga de juntas de solda. Elas não serão tratadas em detalhe neste trabalho, mas, resumidamente, são baseadas na deformação, na energia dispendida durante o ciclo térmico e na fratura mecânica na iniciação da trinca, assim como

também, baseada na evolução do dano na sua iniciação e propagação. (QIAN; LIU, 1999)



Figura 2.20 – Metodologias de Predição de Vida em Fadiga.
Fonte: Adaptado de Qian e Liu (1999).

Segundo Tummala (1997) citado por Hariharan (2007) noventa por cento de todas as falhas estruturais e elétricas são atribuídas à falha por fadiga em juntas de solda. Ainda, com a necessidade de reduzir os empacotamentos dos componentes eletrônicos, ao mesmo tempo de se obter alta densidade e alta confiabilidade, novos métodos preditivos são requeridos para manter os altos níveis de confiabilidade e possibilitar a realização de estudos de compromissos com relação ao comportamento termomecânico das interconexões.

2.4.1 Métodos Experimentais

Como citado, o teste acelerado de ciclagem térmica é um teste muito empregado em métodos de predições de confiabilidade de juntas de solda. Nestes métodos, o componente é exposto a uma série de altas e baixas temperaturas, acelerando os modos de falha causados por tensões cíclicas. A ciclagem térmica é realizada numa câmara térmica em que a rampa de temperatura pode ser controlada, de acordo com o perfil térmico requerido.

Os testes de choque térmico e os de ciclagem térmica são usados para teste de vida acelerada de juntas de solda. O teste de choque térmico é um teste

que emprega líquidos em duas câmaras separadas em diferentes temperaturas. Os testes de choque térmico empregam taxas elevadas de subida e de descida de temperatura (ASSOCIATION CONNECTING ELECTRONICS INDUSTRIES, 1992).

Master et al. (1998) conduziram testes acelerados de ciclagem térmica em empacotamentos do tipo CBGA para vários tamanhos de componentes e parâmetros de montagem para estudar a influência da espessura do empacotamento e do projeto da ilha (*pad*) sobre a confiabilidade do empacotamento.

Master et al. (1995) estudaram o efeito do tamanho da coluna em empacotamentos do tipo CCGA⁶ sobre a vida em fadiga da junta de solda para dois perfis térmicos diferentes, usando testes acelerados de ciclagem térmica.

Gerke e Kromann (1999) estudaram a confiabilidade de empacotamentos do tipo CBGA, com alta contagem de I/Os (entrada e saída de sinais), usados em computadores, aplicando testes acelerados de ciclagem térmica para dois perfis térmicos diferentes.

Kang et al. (2004) avaliaram a vida em fadiga térmica e o mecanismo de falha de juntas de solda de ligas de solda “*lead-free*” (SAC) com conteúdos reduzidos de prata (Ag) para empacotamentos do tipo CBGA.

Hong (1998) fez a predição da vida média de fadiga dos empacotamentos tipo CBGA com liga “*lead-free*” (Sb5-Sn95), (Ag3,5-Sn96,5), (Zn9-Sn91) e descobriu que as juntas de solda com liga “*lead-free*” tiveram melhor desempenho que as de chumbo.

Ingalls et al. (1998) realizaram testes acelerados de ciclagem térmica em empacotamentos tipo CCGA para dois valores diferentes de *pitches*⁷ das esferas de solda para estudar o seu efeito na confiabilidade da junta de solda do empacotamento. Ele descobriu que um “*pitch*” de 1 mm fornece uma

⁶ CCGA- Tipo de empacotamento que emprega colunas em vez de esferas de ligas de solda como elemento de interconexão.

⁷ Distância entre interconexões de juntas de solda.

melhoria significativa na confiabilidade da junta de solda do empacotamento CCGA.

Zhang et al. (2001) avaliaram a confiabilidade das juntas de solda com materiais de liga SnCu_{0,7}, SnAg_{3,8}Cu_{0,7} e SnAg_{3,5} em NiP e Cu em metalurgia de *solder bump*⁸ na aplicação em empacotamento do tipo *flip-chips*.

Peng et al. (2004) analisaram a sensibilidade da confiabilidade do empacotamento do tipo *flip chip* para os parâmetros geométricos da junta de solda, tais como, a altura “*stand-off*”, ângulos de contato inferior e superior e perfil de junta de solda, usando testes acelerados de ciclagem térmica.

Wang et al. (2001) avaliaram a confiabilidade de empacotamentos tipo “*flip-chip*” sem o material “*underfill*”⁹ usando testes de choque térmico com líquidos em diferentes temperaturas.

Hou et al. (2001) realizaram testes de choque térmico com líquidos em diferentes temperaturas para avaliar a confiabilidade de empacotamentos do tipo *flip chip* com juntas de solda de liga SAC. Eles descobriram que as juntas de solda a base de chumbo tinham um desempenho melhor que as juntas de solda em *lead-free*.

Teo e Huang (2000) realizaram testes acelerados de ciclagem térmica para investigar o efeito da metalurgia embaixo do *solder bump*, na confiabilidade da junta de solda dos empacotamentos do tipo *flip chip*.

Braun et al. (2005) estudaram o alto potencial de temperatura nas montagens *flip chip* em aplicações automotivas.

⁸ *Solder bumps* são pequenas esferas de solda que são depositadas em áreas de contato ou *pads* de dispositivos semicondutores e são depois usados para interconexões entre elementos constituintes do referido dispositivo.

⁹ *Underfill* é um material polimérico usado em dispositivos *flip chip* para preencher o espaço existente entre o chip CI e a placa de material orgânico, encapsulando as juntas de solda. Aumenta ainda a confiabilidade do dispositivo *flip chip* distribuindo as tensões termomecânicas causadas pelo descasamento do coeficiente de expansão térmica entre o chip e o substrato de uma maneira uniforme em todo o empacotamento.

Darveaux (2000) estudou o impacto do tipo de projeto e do material sobre a vida em fadiga da junta de solda de diferentes tipos de empacotamentos de BGA, incluindo PBGA, *FlexBGA*, *tape array* BGA e mBGA (micro BGA).

Ho et al. (1997) aplicaram a técnica de interferometria moiré para predição da confiabilidade da junta de solda de empacotamentos BGA, CSP e *flip chip*. A técnica de interferometria de moiré é um método ótico que fornece mapas de contornos de todo campo de deslocamento no plano, com sensibilidade tão baixa quanto 0,417 μm . Esta técnica é muito utilizada em mapeamentos de deformações induzidas termicamente de empacotamento eletrônico (HARIHARAN, 2007). Meng submeteu os empacotamentos à ciclagem de temperatura e extraiu as deformações técnicas acumuladas para predições de confiabilidade.

Zhu et al. (1997) estudaram a confiabilidade de OMPAC¹⁰ BGA e de *flip chip* BGA usando a técnica de interferometria moiré. Eles também estudaram o efeito da colagem (*bonding*) do encapsulamento, da soldagem e da geometria na confiabilidade dos empacotamentos usando a mesma técnica.

2.4.2 Métodos de Predição Estatística

Os modelos de predição estatística incluem a função distribuição cumulativa de falha para expressar os dados de falha experimental como uma função probabilidade do tempo para falhar para qualquer distribuição de falha. A distribuição de Weibull e a log-normal tem sido as funções de distribuição de falhas mais utilizadas. Segundo Muncy e Baldwin (2004), a distribuição log-normal tem sido muito usada para modelar falhas, devido às degradações lentas encontradas em reações químicas, em corrosões, etc. e a distribuição de Weibull tem sido usada para modelar falhas que se desenvolvem ao longo do tempo, como por exemplo, propagações de falhas de juntas de solda.

¹⁰ Primeira designação dada aos empacotamentos do tipo BGA feitos de material plástico. OMPAC significa *Over Molded Pad Array Carrier*.

A análise de regressão e a análise de variância têm sido muito usadas para correlacionar a confiabilidade de um empacotamento com seus atributos geométricos, propriedades de materiais e condições operacionais.

A literatura apresenta vários trabalhos com modelos de Regressão Linear Múltipla (RLM) e regressão com dados de vida, com a finalidade de se obter os coeficientes da equação de regressão.

A seguir são apresentados alguns trabalhos em que o modelo de Regressão Linear Múltiplo foi empregado.

Muncy e Baldwin (2004) conduziram testes de ciclagem térmica em câmaras não pressurizadas de choque térmico, usando líquido em diferentes temperaturas em empacotamentos de componentes do tipo *flip chip* em 1200 placas de testes com 4 diferentes tamanhos de pastilhas (*chips*), 4 configurações de placas, 2 materiais de *underfill* e dois tipos de metalizações de substrato. As variáveis preditoras consideradas para montagem do modelo incluíram vários fatores do empacotamento do componente: metalização do substrato, área de abertura da máscara do substrato, tamanho da pastilha, padrão de interconexão do tipo *flip chip* de matriz completa de conexões, propriedades do material do *underfill*, localização da pastilha na placa de teste, frequência da ciclagem, quantidade de interconexões, percentual de vazios (*voids*), etc.

Perkins e Sitaraman (2004) desenvolveram uma equação polinomial, também baseada em Regressão Linear Múltipla (RLM) para correlacionar vida em fadiga de um empacotamento em cerâmica com seus parâmetros de projeto. Uma matriz de dados foi constituída, usando um planejamento de experimentos fatorial completo "*full factorial*" para cinco parâmetros de projeto, incluindo tamanho e espessura do substrato, descasamento do CET entre o substrato e a placa, espessura da placa e a distância entre as esferas de solda (*pitch*) com dois níveis para cada um desses parâmetros. As simulações foram executadas para cada "*data point*" ou ponto de informação, usando análise de elementos finitos (AEF), obtendo com isso a vida em fadiga. Foram verificadas as

interações ou as correlações entre as variáveis preditoras e foi obtido um modelo de regressão com os termos principais e interações.

Singh (2006) desenvolveu modelos de regressão com multivariáveis para predição de vida de empacotamento do tipo BGA. Os dados de entrada para montagem do modelo foi obtida da literatura, sendo os dados de teste acelerados de confiabilidade realizados por pesquisadores do *Center for Advanced Vehicle Electronics (CAVE)*¹¹ em ambientes de testes severos para o empacotamento de BGA. As variáveis preditoras consideradas para a montagem do modelo foram: a pastilha (*chip*), a relação do tamanho da pastilha para o tamanho do corpo do componente, a contagem das esferas de solda, o diâmetro da esfera, a definição da máscara de solda, o acabamento superficial e a espessura da PCI, o material de preenchimento do encapsulante (*underfill*) e a faixa de temperatura da ciclagem térmica (ΔT). As variáveis do tipo “*dummies*” foram usadas para as categorias de variáveis; acabamento da placa, material de preenchimento do encapsulante e a definição da máscara de solda. Modelos lineares, modificados ou não modificados, foram desenvolvidos usando a análise de regressão e análise de variância (ANOVA) e foram validados com dados experimentais.

Iyer (2006) correlacionou à confiabilidade de empacotamentos do tipo “*flip chip*” com as propriedades do material do “*underfill*” e do fluxo da solda, usando regressão e modelos baseados em redes neurais do tipo “*back propagation*”. Os dados de testes acelerados de vida de empacotamento do tipo “*flip chip*” com 95 combinações de *underfill* e de fluxo, foram usadas para a montagem do modelo. Os parâmetros do *underfill* para a montagem do modelo incluíram módulo de elasticidade, coeficiente de expansão térmica (CET), temperatura de transição vítrea e o material de preenchimento. Os parâmetros do fluxo estudados foram o número do ácido e a sua viscosidade. Os modelos de regressão e os modelos baseados em rede neural foram validados usando um conjunto de dados de teste. O modelo baseado em rede neural apresentou

¹¹ CAVE- *National Science Foundation Center for Advanced Vehicle and Extreme Environment Electronics (CAVE3)* na Universidade de Auburn, Alabama, é um centro nacional de excelência em pesquisas de sistemas eletrônicos em ambientes severos.

resultado melhor que o de regressão, devido ao erro residual médio quadrático mínimo obtido.

Stoyanov et al. (2002) usaram um planejamento de experimentos e a metodologia de modelagem de resposta de superfície, para montar uma equação quadrática que relacionou o módulo de elasticidade e o CET do *underfill*, a altura “*stand off*” e a espessura do substrato com o número de ciclos para falhar para um empacotamento do tipo “*flip chip*”. Os dados para a montagem do modelo foi obtido de uma análise com elementos finitos (AEF) do empacotamento do tipo *flip chip*. A análise residual, a análise de variância e a medida de eficiência estatística foram usadas para validar os modelos. A técnica de otimização de Taguchi foi usada por Lai e Wang (2005) para “otimizar” a confiabilidade termomecânica de um empacotamento do tipo “*package on package*” ou seja, empacotamento sobre empacotamento para vários parâmetros de projeto. Os parâmetros do empacotamento que foram considerados para otimização incluíram a espessura da pastilha, o tamanho do empacotamento, espessura do molde, espessura do substrato e a altura “*stand-off*” da junta de solda.

Jagarkal et al. (2004) desenvolveram um modelo de predição de confiabilidade de junta de solda de empacotamento eletrônico genérico, no nível de placa de circuito impresso. A análise de elementos finitos foi realizada no empacotamento e foi observado que o módulo de elasticidade e o CET da PCI, junto com a espessura do núcleo da PCI e a altura “*stand-off*” da junta de solda, foram os parâmetros mais importantes usando o módulo de otimização incorporado ao aplicativo ANSYS¹². Os modelos de “otimização”, usando sub aproximações, planejamento de experimento e metodologia de resposta de superfície, baseado em projeto composto central, foram desenvolvidos para o estudo da sensibilidade dos parâmetros de projeto em confiabilidade termomecânica.

¹² ANSYS, Inc. é um software de simulação de engenharia (*Computer-Aided Engineering*, or CAE)

Hariharan (2007) desenvolveu modelos para apoiar decisões de emprego de vários tipos de componentes da família de componentes eletrônicos *Ball Grid Array* e *Flip Chips*, em diversas condições severas de ambiente térmico. O seu trabalho foi orientado para atender diversos clientes interessados na seleção de arquiteturas e projetos de placas de circuito impresso, baseados nos requisitos específicos de uma determinada missão. Os modelos que ele desenvolveu, também serviram para estudar a sensibilidade da geometria, da arquitetura do empacotamento, das propriedades dos materiais e atributos das PCIs na confiabilidade do componente. Ele empregou metodologias de modelamento baseados em Regressão Linear Múltipla (RLM), em Regressão de Componentes Principais (RCP) e em lei de potência no desenvolvimento de modelos de predição. Por fim, demonstrou a convergência entre as sensibilidades do modelo estatístico e as sensibilidades baseadas nos mecanismos de falha validados com dados de testes experimentais.

Arunachalam (2011) desenvolveu fórmulas de fatores de aceleração (F.A.) de Norris-Landzberg para ligas de solda *lead-free*, baseadas em modelos de Regressão Ridge (RR) e Regressão de Componentes Principais (RCP) para predição de confiabilidade e seleção de componentes com arquiteturas de empacotamento do tipo *area-array* em condições de carregamento termomecânico. A transformação em componentes principais foi usada para classificar os novos componentes principais da regressão por ordem de importância para a confiabilidade. Ele empregou gráficos de Scree, autovalores e proporção de variância total explicada de cada componente principal, para eliminar os componentes principais de menor importância. Ele, também afirma que essas ferramentas provaram ser as melhores para a predição, em comparação com os modelos que usam Regressão Linear Múltipla (RLM). Arunachalam estudou, também auxiliado com as referidas ferramentas, a influência da prata nos empacotamentos baseados na liga *lead-free* (SAC). Junto com a prata, outros parâmetros de configuração do empacotamento foram estudados.

3 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA E ABORDAGENS PARA SUA SOLUÇÃO

3.1 Formulação do Problema e Abordagens para sua Solução

A crescente complexidade dos empacotamentos de componentes eletrônicos tem tornado a análise e a predição da confiabilidade uma tarefa de difícil solução. O mais óbvio seria submetê-los a testes acelerados de ciclagem térmica para se determinar o número de ciclos térmicos no qual ocorreria a falha e, ainda por meio deste, se fizesse uma análise estatística para se obter os parâmetros da distribuição de probabilidade de Weibull (vida característica $N_{63\%}$, parâmetro de forma β e o parâmetro de localização γ). Este método é complicado, custoso e demorado para se obter os resultados desejados.

3.2 Abordagem Adotada

A abordagem adotada foi obter um conjunto de dados de vida média ($N_{50\%}$) de juntas de solda sob fadiga de empacotamentos de componentes eletrônicos, em função dos parâmetros de projeto e desenvolver modelos de regressão robustos, limitados à faixa de parâmetros de projeto empregados na formulação do próprio modelo.

Inicialmente foi realizado um Planejamento de Experimentos Fatorial Fracionado que teve como objetivo, identificar os parâmetros de projeto mais influentes na confiabilidade do empacotamento. Em seguida, foram aplicados três modelos de regressão. O primeiro que utiliza os mínimos quadrados ordinários, conhecido como Regressão Linear Múltipla (RLM), seguido do modelo de Regressão, empregando Análise de Componentes Principais (ACP) e, por último, o modelo de Regressão que utiliza mínimos quadrados parciais (PLS).

A Tabela 3.1 apresenta, resumidamente, as atividades empregadas na Tese.

Tabela 3.1 - Metodologia do Trabalho.

PASSOS	DESCRIÇÕES	RESULTADOS	Comentários
1	<p>a) Seleção do tipo de Empacotamento de Componente Eletrônico.</p> <p>b) Obtenção do conjunto de parâmetros de projeto e resultados de $N_{50\%}$ de Testes Acelerados de Ciclagem Térmica (TACT). Dados foram obtidos da literatura técnica.</p>	(Número de ciclos para falhar de alguns tipos de empacotamentos CBGA considerando os diversos valores de parâmetros de projeto.)	Pesquisa Bibliográfica
2	<p>a) Identificação de parâmetros importantes de projeto de empacotamento auxiliado pela Figura 4.3 da seção 4.2 para estudo de confiabilidade de junta de solda em fadiga sob condições de TACT.</p> <p>b) Determinação da faixa de variação de cada parâmetro de projeto.</p>	Comprimento da diagonal, espessura do substrato, contagem de esferas, coeficiente de expansão térmica da cerâmica, etc.	
3	Realização de Planejamento de Experimentos Fatoriais Fracionados (DOE) realizado para determinação dos principais parâmetros (mais importantes) de projeto do passo 2 a.	Parâmetros (Fatores) de Projeto com grande efeito no $N_{50\%}$. Fatores com pouco impacto no $N_{50\%}$. Identificação de Interações de baixa ordem, etc.	Tratamento proposto por Perkins e Sitaraman (2007)
4	Realização de análise de variância ANOVA e uma Regressão Linear Múltipla (RLM). Foram realizadas para se desenvolver uma equação de RLM entre a vida em fadiga ($N_{50\%}$) e os Parâmetros de Projeto supondo haver independência ou inexistência de multicolinearidade entre as variáveis preditoras.	Efeitos dos Parâmetros de Projeto sobre a vida em fadiga ($N_{50\%}$).	Tratamento proposto por Perkins e Sitaraman, (2007)
5	Realização de Regressão com o método de Análise dos Principais Componentes caso haja variáveis linearmente dependentes ou multicolinearidade.	<p>a) Identificação dos principais componentes responsáveis pelas maiores percentagens de variações nos dados.</p> <p>b) O objetivo foi explicar a quantidade máxima de variância (<i>Variance Inflation Factor-VIF</i>) com o menor número</p>	Tratamento proposto por Arunachalam (2011)

(continua)

Tabela 3.1 - conclusão

		de componentes.	
6	<p>a) Proposta de emprego de Modelo de Ajustagem, empregando um algoritmo iterativo não linear de mínimos quadrados parcial (<i>non-linear iterative partial least squares-NIPALS</i>) desenvolvido por Herman Wold para resolver problemas associados com dados maus condicionados (multicolinearidade).</p> <p>b) Este modelo de Regressão está disponível em vários aplicativos estatísticos. Conhecido como <i>Partial Least Squares</i> (PLS). O PLS é usado quando os preditores são altamente colineares ou existem mais preditores que observações ou, ainda, quando as regressões ordinárias de mínimos quadrados (OLS) como o RLM falham ou produzem coeficientes com altos erros normalizados.</p>	<p>Obtenção de modelo de Regressão robusto que seja insensível a quantidade de fatores e/ou observações. O PLS reduz o número de preditores extraíndo componentes não correlacionados baseados na covariância entre as variáveis preditoras e as respostas. O PLS é similar aos modelos de Regressão de Componentes Principais e Ridge. A única diferença está no seu método computacional. (GELADI e KOWALSKI, 1986)</p>	Tratamento proposto pelo autor da Tese
7	<p>a) Comparação entre os modelos de regressão apresentados e validação do modelo com dados não empregados na regressão. O método para comparação foi verificar qual modelo de regressão fornece o menor erro médio quadrático da validação cruzada, isto é, o modelo que melhor prediz as respostas de observações não incluídas na formulação do modelo correspondente.</p> <p>b) Foram utilizados dados experimentais obtidos da literatura e dados obtidos de experimentos realizados pelo autor, com os mesmos tipos de empacotamento BGAs cerâmicos, com diferentes parâmetros de projeto.</p>	<p>O resultado favorável deste procedimento permitiu prever a vida característica de outros componentes da mesma família, com características dentro da faixa das características desenvolvidas neste trabalho.</p>	Tratamento proposto pelo autor da Tese

3.3 Justificativa da Abordagem Adotada

A avaliação da confiabilidade de juntas de solda de componentes eletrônicos, contendo matriz de esferas em substratos cerâmicos *Ceramic Ball Grid Array* (CBGA) e em substratos plásticos *Plastic Ball Grid Array* (PBGA) em ambientes agressivos, tais como o espacial e o militar, continua sendo um grande desafio, enquanto a tecnologia de circuitos integrados demandarem maiores tamanhos de substratos, maior densidade de interconexão e maior complexidade geométrica e de propriedades de materiais. Estes fatores tornam o desenvolvimento de equações preditivas para confiabilidade de juntas de solda cada vez mais difícil.

Conforme Tribula (1989) citado por Grigoletto (2003), o desenvolvimento de um modelo teórico para predição de vida em fadiga de juntas de solda é muito complicado e complexo devido a vários fatores que dificultam o modelamento.

Os principais fatores são os seguintes:

- Ciclo de fadiga de maior interesse é devido a uma deformação por cisalhamento cíclico,
- Fadiga causada por variações de temperatura sendo que as propriedades mecânicas da solda são dependentes desta,
- Picos de temperatura, próximos do ponto de fusão da solda, fazem com que o fenômeno “fluência”, seja um modo de deformação importante,
- Alterações microestruturais na solda com consequentes alterações de suas propriedades mecânicas,
- Formato da junta de solda, geralmente, é uma esfera achatada ou um filme espesso com faces limitadas pelas faces da junta que são “molhadas” pela solda, e,
- Camadas intermetálicas, posicionadas entre o material base e a solda, normalmente, têm uma microestrutura muito complexa o que dificulta, mais ainda, a construção de um modelo.

Quanto aos modelos analíticos, de acordo com Perkins e Sitaraman (2009), estes são, geralmente, rápidos e fáceis de serem usados, comparados aos modelos estatísticos. No entanto, eles não são capazes de capturar geometrias complexas e comportamentos dos materiais de maneira efetiva. O modelo analítico desenvolvido por Wong et al. (2004) para componentes CBGA é o que se aproxima mais do que se espera de uma equação analítica: simplicidade, precisão e facilidade de uso. No entanto, ainda, não leva em conta, p. ex., a deflexão da placa de circuito impresso e o comportamento da solda quanto à fluência que depende do tempo.

Quanto aos modelos numéricos, ainda, segundo Perkins e Sitaraman (2009), são, frequentemente, usados quando o comportamento do material, a geometria e/ou as condições de carregamento são complexas. No entanto, requerem conhecimento em representação geométrica e em discretização dos elementos, dos modelos de materiais, da aplicação nas condições de fronteira, de carregamento, de singularidades, de critério de convergência, etc.

Perkins e Sitaraman (2009) comentam que os modelos criados por diferentes pesquisadores, podem produzir resultados bem diferentes. Além disso, as técnicas de modelagem numérica não são computacionalmente eficientes, pois possuem limitações que para Perkins e Sitaraman (2009) estavam em torno de 1000 I/Os (entradas e saídas de sinais) na época da publicação de seus trabalhos.

Em razão dos motivos citados acima e também por trabalho realizados por alguns autores, (PERKINS; SITARAMAN (2007)), HARIHARAN (2007), ARUNACHALAM (2011)), foi adotado o modelo estatístico validado por dados obtidos por meio da literatura técnica.

A metodologia e a sequência apresentada na Tabela 3.1 auxiliaram no trabalho de se obter um modelo de Regressão mais adequado e robusto para predição de vida em fadiga de juntas de solda de empacotamentos CBGA de componentes eletrônicos.

4 ARQUITETURA, MATERIAIS E PARÂMETROS DE PROJETO DO CBGA

Segundo Lau (1995), em 1989 a Motorola e a Citizen desenvolveram, conjuntamente, o empacotamento *Ball Grid Array* (BGA) em corpo feito de material plástico. Logo em seguida, a própria Motorola com a IBM, seguindo uma abordagem similar, desenvolveu o empacotamento BGA em corpo cerâmico, designado como *Ceramic Ball Grid Array* (CBGA). O CBGA apresenta inúmeras vantagens em aplicações de alta confiabilidade. O CBGA além de possuir as vantagens do BGA em corpo plástico, tem ainda, para citar algumas, as características de hermeticidade e proporciona um melhor gerenciamento térmico, comparado ao do empacotamento plástico.

Existem diferentes arquiteturas de BGA em corpo plástico e em cerâmico. Mais informações de carácter geral sobre o empacotamento BGA estão disponíveis no Anexo A. São tratadas aqui, somente as versões em corpo cerâmico por apresentar melhores características sob o ponto de vista da confiabilidade e da qualidade para aplicações nos setores que exigem alta confiabilidade. O empacotamento CBGA tem muitas versões. A Figura 4.1 apresenta o tipo de empacotamento empregado na parte experimental desta Tese.

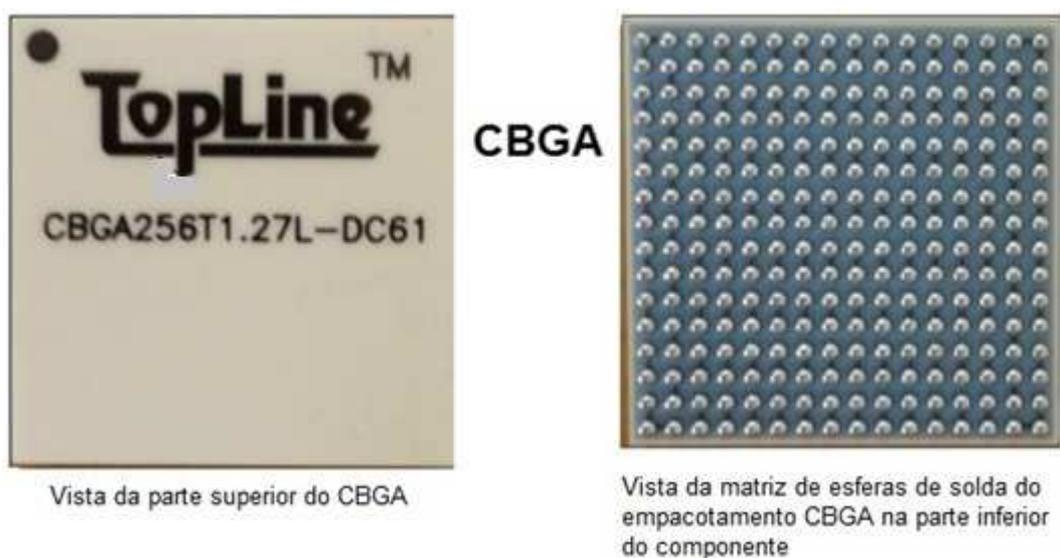


Figura 4.1- Vista de cima e de baixo do empacotamento CBGA empregado nesta Tese.
Fonte: Autor.

As interconexões elétricas externas do CBGA dispostas na forma de uma matriz, mostradas na Figura 4.1, são constituídas de esferas de solda de uma determinada liga podendo ser, por exemplo, estanho com ou sem chumbo (*lead-free*). Cada esfera de solda forma uma interconexão elétrica, que sob ciclagem térmica apresenta um comportamento termomecânico que determinará a sua vida sob fadiga, dada pelo número de ciclos térmicos para falhar.

4.1 Material do Empacotamento do CBGA

O material do empacotamento do componente CBGA é o cerâmico. É o material utilizado nas aplicações de alta confiabilidade (aplicações militares e aeroespaciais). Neste caso a escolha do material do empacotamento foi a cerâmica conhecida como alumina (Al_2O_3).

A Figura 4.2 apresenta uma ilustração de um empacotamento de um CBGA típico. Segundo Lau (1995) os componentes do tipo CBGA são uma extensão do tipo de conexão conhecida como “*Controlled collapsed chip connection (C4)*”¹³ e empregam um substrato cerâmico multicamadas do tipo “*co-fired*”.

Os substratos cerâmicos multicamadas são preferidos pelo seu desempenho elétrico superior e pela possibilidade de estabelecer várias camadas de planos de alimentação e de terra. Também, em razão da pequena diferença de CETs do substrato cerâmico (6,7 ppm/°C) e do silício (2,7 ppm/°C), proporcionando um aumento no nível de confiabilidade do componente, tornando o substrato cerâmico uma boa escolha para aplicações do tipo *flip chip*¹⁴.

¹³ Na Conexão C4 a pastilha de silício é soldada diretamente ao substrato cerâmico por meio de pequenas esferas de solda.

¹⁴ Em geral, as interconexões, em empacotamentos comuns, entre pastilha e o portador (*carrier*) são feitas por fios. Em *flip chip*, as interconexões são estabelecidas por meio de pequenas plataformas de solda (*bumps*-ressaltos) colocadas diretamente sobre a superfície da pastilha.

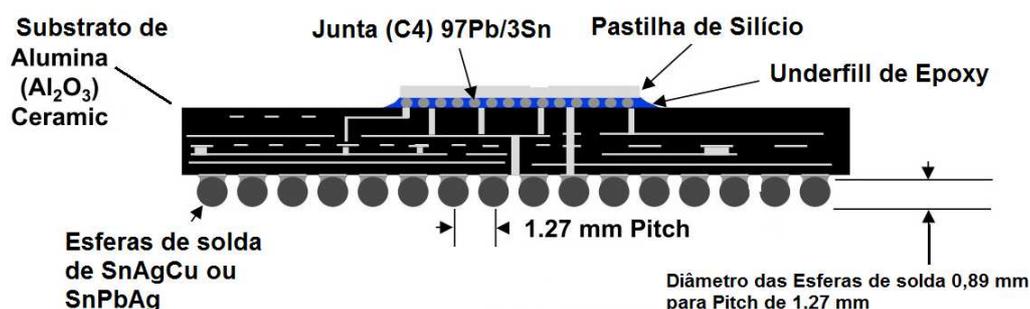


Figura 4.2 - Vista de corte do empacotamento CBGA típico.
 Fonte: Adaptado de *Freescale Semiconductor, Inc.*

4.2 Parâmetros de Projeto do Empacotamento

A Tabela 4.1 apresenta o conjunto completo de parâmetros de projeto e as respectivas faixas de valores usadas nos testes acelerados e nas variáveis de entrada dos modelos de predição da vida em fadiga.

Tabela 4.1 - Conjunto Completo de Parâmetros de Projeto (Fatores) e suas Faixas de Valores utilizados nos testes acelerados e nos Modelos de Regressão.

	Parâmetros de Projeto	Faixa de Valores
1	Comprimento da pastilha*	4 a 42 mm
2	Largura da pastilha*	16 a 42 mm
3	Área do empacotamento*	64 a 1764 mm ²
4	Tamanho da diagonal do componente	16,4924 a 59,3969 mm
5	Quantidade de esferas de solda	64 a 1657 esferas de solda
6	<i>Pitch</i> das esferas*	1 mm a 1,27 mm
7	Diâmetro das esferas de solda	0,508 mm a 0,890 mm
8	Composição da liga de solda*	63Sn37Pb(<i>Leaded</i>), 95.5Sn3,5Ag1,0Cu (SAC)
9	Módulo de elasticidade da solda*	31,59 a 37,91 GPa
10	CTE da liga de solda	17,6 a 25,5 ppm/°C
11	CET do substrato cerâmico	6,8 ppm/°C, 12,3 ppm/°C
12	Módulo de elasticidade do <i>underfill</i>	2,6 a 8,5 Gpa e ausência de <i>underfill</i>
13	CET do <i>underfill</i>	26 ppm/°C a 75 ppm/°C e ausência de <i>underfill</i>
14	Espessura do substrato cerâmico	0,635 mm a 2,9 mm
15	Espessura da PCI	1,27 a 2,8 mm
16	Faixa de temperatura ΔT	100 a 165 °C

Nota: Os parâmetros indicados por um * não foram incluídos nos modelos.

Os parâmetros de projeto do modelo são baseados em mecanismo de falha das montagens realizadas com componentes CBGA, submetidos a tensões termomecânicas. Hariharan (2007) empregou os mesmos parâmetros e as

mesmas faixas de valores no seu trabalho. Os parâmetros indicados por um asterístico não foram empregados neste estudo.

As propriedades dos materiais e os parâmetros dimensionais investigados são os seguintes:

1. Comprimento da diagonal do componente,
2. Espessura do substrato de cerâmica,
3. Contagem das esferas de solda,
4. Coeficiente de expansão térmica (CET/Cer) do substrato de cerâmica,
5. Coeficiente de expansão térmica (CET/Sol) da liga de solda das esferas,
6. Diâmetro das esferas de solda,
7. Módulo de elasticidade do material de *underfill*,
8. Coeficiente de expansão térmica (CET/Und) do material de *underfill*,
9. Espessura da placa de circuito impresso (PCI) empregada,
Faixa de temperatura empregada no teste acelerado de ciclagem térmica.

A Figura 4.3 apresenta um Diagrama de Ishikawa apresentando outros fatores que podem afetar a confiabilidade da junta de solda e os locais onde eles acontecem. O conjunto de dados de testes acelerados obtido na literatura técnica para o presente estudo incluiu parâmetros do ramo Material, do ramo Geometria e do ramo Carregamento indicados no referido diagrama de Ishikawa.

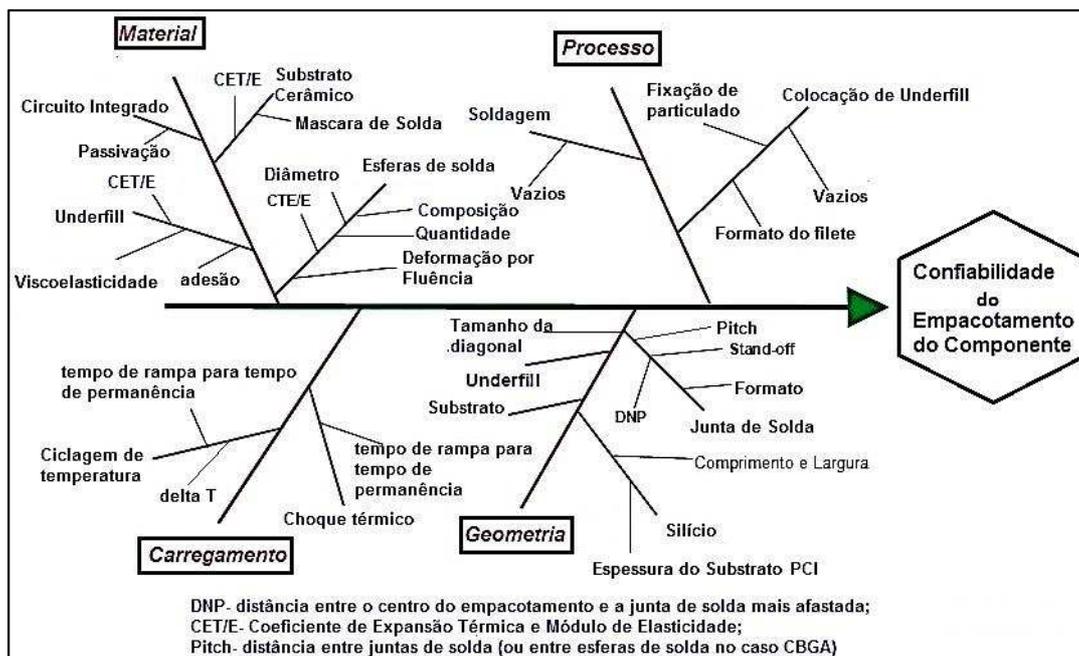


Figura 4.3 – Diagrama de Ishikawa mostrando os Fatores que afetam a confiabilidade da junta de solda e os locais de risco associados ao componente.
 Fonte: Adaptado de Schubert et al. (1999).

Para cada um dos fatores que compõem o empacotamento do componente eletrônico, indicados no referido diagrama, existe um teste específico que irá avaliar melhor o grau de confiabilidade do empacotamento, quanto ao modo de falha em questão. Os testes mais empregados são os seguintes: ciclagem térmica, choque mecânico e de vibração.

De acordo com a IPC-SM-785, existem nove parâmetros de projeto que influenciam primariamente ou têm efeitos de primeira ordem na confiabilidade de fixação feita por liga de solda. A IPC-SM-785 também estabelece sete parâmetros de projeto que apresentam efeitos secundários (de segunda ordem) de importância. A contribuição de seus efeitos pode ser importante em algumas situações. O efeito de alguns desses parâmetros de segunda ordem pode ser diferente em testes acelerados e em uso operacional.

4.3 Dados de Entrada para os Modelos de Predição

A Tabela 4.1, apresentada na seção 4.2, também apresenta o conjunto de variáveis preditoras que foram empregadas nos modelos de predição e que influenciam na vida média ($N_{50\%}$) em fadiga do empacotamento do componente.

O conjunto de variáveis preditoras é o seguinte:

- Dimensões dos materiais (comprimento e largura do *chip* (pastilha)),
- Tamanho da diagonal,
- Área do substrato,
- Espessura da pastilha,
- Quantidade e o diâmetro das esferas de solda.
- Composição, o módulo de elasticidade e o CET das ligas de solda empregadas.
- Módulo de elasticidade e o CET do material do *underfill*.
- Espessura da PCI.
- CET e a espessura do substrato cerâmico e,
- Perfil da ciclagem térmica, incluído aqui a faixa de temperatura (diferença de temperatura entre os patamares superior e inferior (quente e frio)).

Na seleção dos dados de entrada dos modelos é verificado se um subconjunto de variáveis é suficiente para a construção do modelo. O critério para seleção das variáveis é baseado na maximização do coeficiente de determinação (R^2) que representa a proporção da variação da resposta explicada pelo conjunto de variáveis independentes. Como também, pelo R^2 ajustado e pela minimização do quadrado das médias residuais e do viés induzido.

As variáveis selecionadas, potencialmente importantes, são aquelas que determinam o máximo de conteúdo de informação sobre o conjunto de dados com mínima variância e viés.

5 RESULTADOS

5.1 Apresentação

Neste capítulo são apresentados os resultados e as discussões de cada um dos modelos de regressão, propostos para a equação de predição de vida em fadiga das juntas de solda.

Inicialmente, é apresentado o resultado do experimento fatorial fracionado, realizado com as 64 observações extraídas do conjunto de dados com 95 experimentos (PATEL, 2009) de testes acelerados de ciclagem térmica realizados em laboratório. O referido conjunto de dados é apresentado no Apêndice C desta Tese. Com estes experimentos, foi possível analisar os efeitos principais e as interações das variáveis preditoras que influenciam na confiabilidade do empacotamento do componente CBGA.

Em seguida foi desenvolvido um modelo de Regressão Linear Múltipla (RLM) com a obtenção da equação de regressão. Com este modelo é verificado a existência de multicolinearidade entre as variáveis preditoras.

Constatada a existência de variáveis preditores dependentes (colineares), foi realizada, posteriormente, a análise de Regressão com Componentes Principais (RCP) cujo objetivo foi eliminar aquelas variáveis preditoras que apresentam alto nível de correlação com as demais.

Obteve-se desta maneira uma equação de regressão robusta sem a influência das variáveis correlacionadas.

Após obter a equação de regressão empregando o modelo de Regressão com Componentes Principais, outro modelo de regressão foi empregado. Foi estudado e aplicado o modelo de Regressão proposta por esta Tese, conhecida por Modelo de Regressão por Mínimos Quadrados Parciais (*Partial Least Squares* (PLS)), empregando o algoritmo NIPALS (*Non-linear Iterative Partial Least Squares*). Segundo Abdi (2003) o PLS foi desenvolvido por Wold (1975) para resolver problemas associados com dados “maus” condicionados.

O Modelo de Regressão PLS ainda reduz o número de variáveis preditoras, extraindo os componentes não correlacionados baseados na covariância entre as variáveis preditoras e as respostas. O PLS é similar às análises de regressão feitas com Componentes Principais e de Regressão Ridge, mas difere no método computacional. Recomenda-se a leitura do tutorial de Geladi e Kowalski (1986) para mais informação.

O PLS é um modelo de regressão que difere do modelo de Regressão Linear Múltipla, por não considerar as variáveis preditoras exatas. Isto quer dizer que as variáveis preditoras podem ser consideradas ou medidas com erros, tornando o PLS mais robusto para as incertezas de medições. Outro aspecto que distingue o PLS é que ele não se atém no teste em si se as variáveis preditoras são, estatisticamente, significantes. Em vez disso, o PLS calcula as combinações lineares de todas as variáveis preditoras, como componentes que descrevem a máxima correlação entre as variáveis preditoras e as respostas. Yeniy e Goktas (2002) compara a modelo de Regressão PLS com outros métodos de predição e afirma que o PLS tem a maior capacidade de predição com menor número de fatores. Afirmam, ainda que esta característica representa uma vantagem quando há poucos fatores a serem interpretados.

Os resultados apresentados nesta seção foram obtidos por meio do *software* MINITAB R-16, a exceção quando for referido outro *software*.

5.2 Resultados do Planejamento de Experimento Fatorial Fracionado

Para realizar um Planejamento de Experimento Fatorial completo (*full*) seriam necessárias 128 (2^7) corridas ou observações, conforme mostra a Tabela 5.1¹⁵ (Fatores e Resoluções versus Corridas de Planejamentos Fatoriais Disponíveis). Como há somente 95 observações disponíveis, apresentados no Apêndice C, é possível realizar um Planejamento de Experimento Fatorial completo empregando 6 dos 10 fatores, o que resulta em 64 corridas ou observações ($2^8/2^2=2^6=64$).

¹⁵ Tabela obtida do *Software* MINITAB R-16.

Mas, observando novamente a Tabela 5.1, na coluna de oito fatores e na linha de 64 corridas ou observações, foi possível desenvolver um Planejamento de Experimento Fatorial, dessa vez, Fracionado, com 8 fatores mas com uma resolução de projeto V, significando que não há efeito principal ou interação de dois fatores confundidos ou misturados com qualquer outro efeito principal ou efeito com a interação de dois fatores. Mas, as interações de dois fatores serão confundidas ou misturadas com interações de três fatores. Os dados do Planejamento Experimental Fatorial Fracionado estão mostrados na Tabela 5.2.

Tabela 5.1 – Fatores e Resoluções versus Corridas (Observações) de Planejamentos Fatoriais Disponíveis.

Corridas	FATORES E RESOLUÇÕES													
	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
4	Full	III												
8		Full	IV	III	III	III								
16			Full	V	IV	IV	IV	III						
32				Full	VI	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV
64					Full	VII	V	IV						
128						Full	VIII	VI	V	V	IV	IV	IV	IV

Tabela 5.2 - Dados do Planejamento de Experimento Fatorial Fracionado.

Fatores	8	Planejamento Base	8;64	Resolução	V
Corridas	64	Réplicas	1	Fração	1/4
Blocos	1	Pts centrais (Total)	0		

O gráfico da Figura 5.1 mostra que os fatores **D** (CET/Cer- Coeficiente de Expansão Térmica da Cerâmica) e **G** (ModE/Und- Módulo de Elasticidade do *Underfill*) e a interação **BJ** (interação da EspSubst- Espessura do substrato com a EspPCI- Espessura da PCI), nessa ordem, são mais influentes, positivamente, por estarem mais afastados da reta normal pelo lado direito, enquanto que o fator **H** (CET/Und- CET do *Underfill*) e a interação **GH** (interação do ModE/Und- Módulo de Elasticidade do *Underfill* com o CET/Und-

CET do *Underfill*) nessa ordem são os mais influentes, negativamente, na resposta $N_{50\%}$, por estarem afastados da reta normal pelo lado esquerdo.

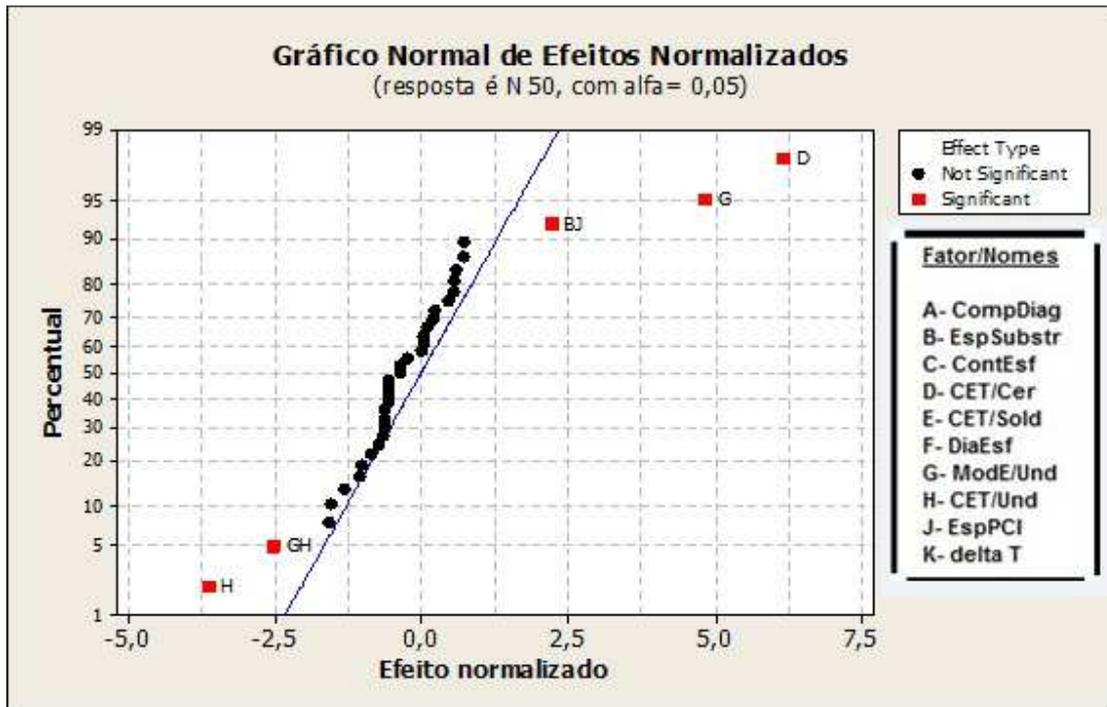


Figura 5.1 - Gráfico Normal de Efeitos Normalizados

Novamente, pode ser visto, o mesmo resultado anterior, pelo gráfico da Figura 5.2 (Gráfico de Pareto) onde ele mostra que os fatores (da direita para a esquerda) **D**, **G**, **H** e as interações **GH** e **BJ** acima da linha de Lenth de 2,001, são os mais influentes na resposta $N_{50\%}$.

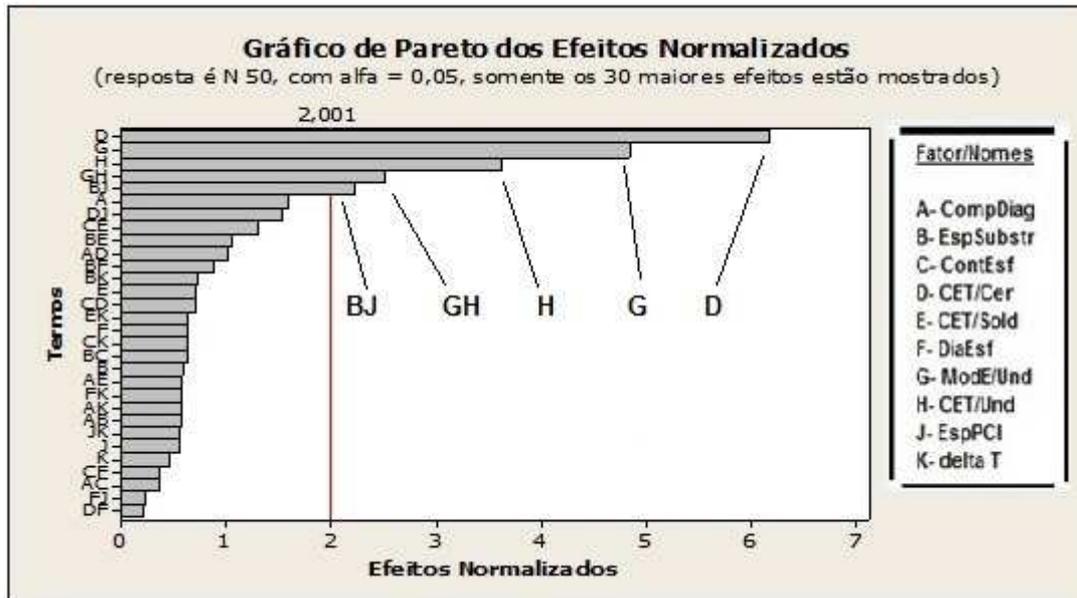


Figura 5.2 - Gráfico de Pareto dos Efeitos Normalizados.

Os gráficos da Figura 5.3 mostram normalidade nos dados. Os pontos no Gráfico de Probabilidade Normal traçam, aproximadamente, uma linha reta provando que os resíduos são normalmente distribuídos.

O gráfico de Resíduos versus ajustes mostra um padrão de aleatoriedade de resíduos em ambos os lados da linha 0 (zero). Os pontos mais afastados dessa linha 0 são denominados de *outliers* ou pontos discrepantes.

O gráfico de Resíduos versus ordem de observação mostra todos os resíduos na ordem em que os dados foram coletados e podem ser usados para encontrar um erro não aleatório, especialmente os efeitos relacionados ao tempo. Uma correlação positiva é indicada por um amontoado de resíduos com o mesmo sinal. Uma correlação negativa é indicada por uma rápida mudança nos sinais de resíduos consecutivos. Para o presente estudo, não importa a sequência de como os dados foram coletados, ou seja, a sequência não interfere no resultado da regressão.

O gráfico de Histograma apresenta uma forma que lembra uma distribuição normal, confirmando a distribuição normal dos dados.

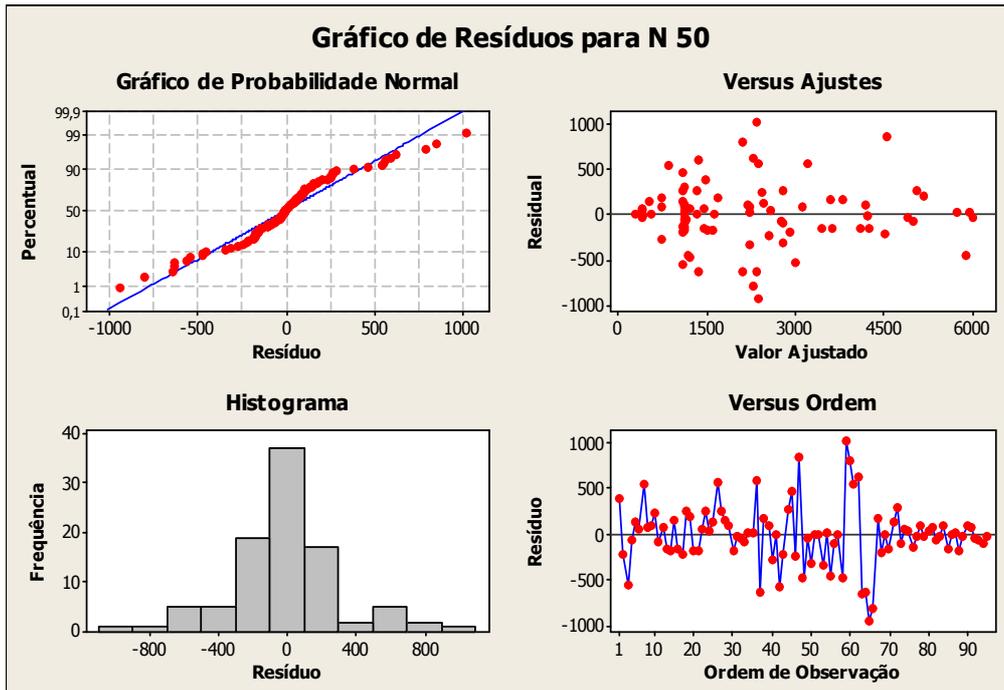


Figura 5.3 - Gráfico de Resíduos para $N_{50\%}$.

O gráfico da Figura 5.4 mostra os principais efeitos no número de ciclos para falhar ($N_{50\%}$) em função das variáveis preditoras do planejamento de experimento. A inclinação das retas informa o grau de influência sobre a resposta $N_{50\%}$. Quanto maior a inclinação, maior será a influência (positiva ou negativa). As setas no gráfico indicam o sentido de aumento do valor da variável.

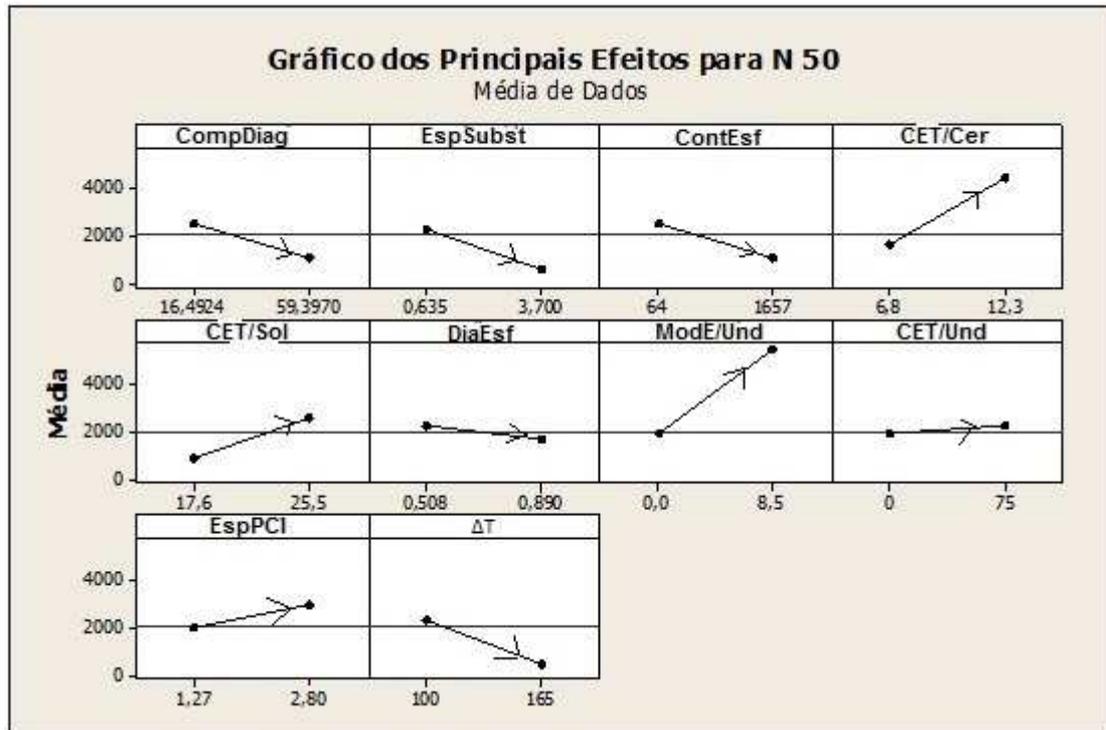


Figura 5.4 - Gráfico dos Principais Efeitos para $N_{50\%}$.

A confiabilidade da montagem aumenta com o aumento dos seguintes fatores:

- 1) Coeficiente de Expansão Térmica (CET/Cer) do substrato cerâmico aumentando de 6,8 para 12,3 ppm/°C, aumenta a confiabilidade da montagem;
- 2) CET da solda (CET/Sol) aumentando de 17,5 para 25,5 ppm/°C, aumenta a confiabilidade da montagem;
- 3) Módulo de Elasticidade do material do *underfill* (ModE/Und) aumentando de 0 para 8,5, ou seja a presença de *underfill*, aumenta a confiabilidade da montagem, significativamente;
- 4) CET do material do *underfill* (CET/Und) aumentando de 0 a 75 ppm/°C aumenta, levemente, a confiabilidade da montagem;
- 5) Espessura da PCI (EspPCI) onde está montado o componente aumentando de 1,27 para 2,8 mm, aumenta, levemente, a confiabilidade da montagem.

A confiabilidade da montagem diminui com o aumento dos seguintes fatores:

- 1) Comprimento da diagonal (CompDiag) do componente aumentando de 16,4924 para 59,3970 mm, diminui a confiabilidade da montagem. Em outras palavras componentes com contagem alta de entradas e saídas (I/Os) têm confiabilidades menores comparados com os de menores contagens, pois necessitam de mais área para instalação de terminais ou esferas de solda;
- 2) Espessura do substrato cerâmico (EspSubstr) aumentando de 0,635 para 3,7 mm, diminui a confiabilidade da montagem;
- 3) Contagem de esferas de solda (ContEsf) aumentando de 64 para 1657 esferas, diminui a confiabilidade da montagem;
- 4) Diâmetro das esferas de solda (DiaEsf) aumentando de 0,508 para 0,890 mm, diminui a confiabilidade da montagem;
- 5) Faixa de temperatura (ΔT) do teste acelerado de ciclagem térmica aumentando de 100°C para 165°C, diminui a confiabilidade ou o tempo de vida em fadiga termomecânica enquanto em teste acelerado.

5.3 Resultados do Modelo de Regressão Linear Múltipla (RLM)

A equação de predição da confiabilidade da junta de solda no modelo RLM foi construída, tendo a vida média ($N_{50\%}$) como a variável resposta e as variáveis mais influentes como variáveis preditoras. Todos os modelos de variáveis têm sido modelados de uma forma contínua. Variáveis, tais como, tipos de solda, tipos de *underfill* e CETs de cerâmica foram usados como entrada, como variáveis contínuas, levando-se em consideração o módulo de elasticidade e o CET do material correspondente.

Para os casos onde não houve o emprego do material *underfill*, um zero foi atribuído para ambos os valores dos módulos de Young e dos valores de CET. O modelo de RLM foi construído empregando o *software* estatístico MINITAB R-16.

A Equação 5.1 apresenta o número de ciclos térmicos para uma população de 50% de amostras sobreviventes, desenvolvida por meio do modelo de

Regressão Linear Múltipla. A Equação 5.1 foi desenvolvida com auxílio do aplicativo MINITAB R-16.

$$N_{50\%} = -1694,9 - 71,06 \times \text{CompDiag} - 582,87 \times \text{EspSubst} + 1,6131 \times \text{ContEsf} + 478,96 \times (\text{CET/Cer}) + 125,86 \times (\text{CET/Sold}) + 2594,6 \times \text{DiaEsf} + 547,33 \times \text{ModE(Und)} - 19,697 \times \text{CET(und)} - 245,4 \times \text{EspPCI} - 16,458 \times \Delta T \quad (5.1)$$

Por meio da Equação 5.1, observa-se que o $N_{50\%}$ (número de ciclos para falhar, tendo sobrevivido 50%) aumenta com o aumento dos seguintes fatores:

- módulo de elasticidade do material do *underfill* (ModE(Und)),
- CET da cerâmica (CET/Cer),
- contagem das esferas (ContEsf),
- diâmetro das esferas (DiaEsf) e por último,
- CET das esferas de solda (CET/Sold).

Ainda, pela Equação 5.1, observa-se que o $N_{50\%}$ reduz com o aumento dos seguintes fatores:

- faixa de temperatura (ΔT) da ciclagem térmica;
- comprimento da diagonal do substrato (CompDiag);
- espessura do substrato (EspSubst);
- espessura da PCI (EspPCI) e por último,
- CET do material de underfill (CET(und)).

A Tabela 5.3 resume o comportamento da Equação 5.1 ($N_{50\%}$) com as variações dos fatores preditores.

Tabela 5.3- Comportamento da Resposta $N_{50\%}$ com as Variáveis Predictoras.

	Variáveis Predictoras	Variável Preditora	($N_{50\%}$)
1	Comprimento da diagonal	aumentando	diminui
2	Espessura do Substrato	aumentando	diminui
3	Contagem das Esferas	aumentando	aumenta
4	CET do Substrato Cerâmico	aumentando	aumenta
5	CET da Solda	aumentando	aumenta
6	Diâmetro da Esfera de solda	aumentando	aumenta
7	Mód. De Elasticidade do <i>Underfill</i>	aumentando	aumenta
8	CET do <i>Underfill</i>	aumentando	diminui
9	Espessura da PCI	aumentando	diminui
10	ΔT	aumentando	diminui

5.3.1 Verificação da Adequação do Modelo RLM

A adequação do modelo de predição foi testada usando a Análise de Variância apresentada na Tabela 5.4 (Análise de Variância). Os pequenos valores de p na Tabela 5.4 (Termos e Coeficientes) para os coeficientes determinam a adequação do modelo, rejeitando a hipótese nula, significando que há pelo menos uma variável preditora que contribui, significativamente, na predição da vida média ($N_{50\%}$) do empacotamento. O coeficiente de determinação, $R^2=91,4\%$, apresentado na Tabela 5.4 (Resumo do Modelo), estabelece o percentual de variação da variável resposta, explicada pelas variáveis predictoras. Este coeficiente foi usado para avaliar a adequação do modelo de predição.

Tabela 5.4 – Termos, Resumo do Modelo e Análise de Regressão e de Variância

Termos e Coeficientes					
Termos (Coeficientes)	Coef	SE Coef	T	Valor de P	FIV
Constante	-1694,9	766,581	-2,211	0,03	
A-CompDiag	-71,06	18,001	-3,9475	0	10,7816
B-EspSubst	-582,87	64,321	-9,0619	0	1,6359
C-ContEsf	1,61	0,429	3,7568	0	6,9604
D-CET/Cer	478,96	27,201	17,608	0	1,3308
E-CEET/Sold	125,86	20,092	6,2644	0	2,2683
F-DfiaEsf	2594,22	784,684	3,3061	0,001	2,8652
G-ModGE/Und	547,33	65,262	8,3867	0	2,5777
H-CET/Und	-19,7	7,798	-2,526	0,013	2,5749
J-EspPCI	-245,41	116,56	-2,1055	0,038	1,1961
K-ΔT	-16,46	2,24	-7,3465	0	1,1825

Resumo do Modelo

S=473,048	R ² =91,4%	R ² (ajust)=90,4%	PRESS=38265813	R ² (pred)=82,46%
-----------	-----------------------	------------------------------	----------------	------------------------------

Análise de Variância

Fonte	GL	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	Valor de P
Regressão	10	199337883	1,99E+08	19933788	89,08	0
A-CompDiag	1	17513133	3487013	3487013	15,583	0,000163
B-EspSubst	1	2052335	18376112	18376112	82,119	0
C-ContEsf	1	2078195	3158315	3158315	14,114	0,000317
D-CET/Cer	1	117402244	69379102	69379102	310,04	0
E-CET/Sold	1	15996049	8781388	8781388	39,242	0
F-DiaEsf	1	3282257	2445882	2445882	10,93	0,001393
G-ModE/Und	1	27565068	15739428	15739428	70,336	0
H-CET/Und	1	972840	1427843	1427843	6,381	0,013414
J-EspPCI	1	398288	992009	992009	4,433	0,038235
K-ΔT	1	12077476	12077476	12077476	53,972	0
Error	84	18797046	18797046	223774		
Lack-of-Fit	49	12372439	12372439	252499	1,376	0,162471
Pure Error	35	6424607	6424607	183560		
Total	94	218134929				

A Tabela 5.5 apresenta a lista de observações com ajustes e diagnósticos que apresentaram valores com grandes resíduos normalizados, acima de +2 ou

abaixo de -2, indicados com a letra (R) e valores com grande poder de influência indicados pela letra (X).

Tabela 5.5- Ajustes e Diagnóstico para Observações Incomuns

Obs	N50%	Ajuste	SE	Ajuste	Resíduo	St Resid
3	2915	2031,86	183,025	883,14	2,0246	R
6	1434	2502,56	165,937	-1068,56	-2,41215	R
9	2320	2507,35	458,607	-187,35	-1,61522	X
11	5440	6425,97	361,041	-985,97	-3,22577	RX
12	6000	5059,74	234,412	940,26	2,28839	R
18	712	1831,01	160,756	-1119,01	-2,51522	R
27	3781	2653,09	127,848	1127,91	2,47652	R
89	719	1688,42	115,391	-969,42	-2,11314	R

Legenda:

R indica uma observação com grande resíduo normalizado.

X indica uma observação cujo valor de X possui um grande poder de influência.

Coef- coeficiente da equação de regressão

SE coef- erro padrão do coeficiente (desvio padrão)

T- teste T

P- valor de p

FIV- Fator de Inflação de Variância

GL- graus de liberdade

SS- soma dos quadrados

MS- estimativa da variância da população ($\hat{\sigma}^2$)

F- distribuição de F ($F=MS_R/MS_E$)

Seq SS- é a medida da variação ou desvio da média

S- desvio padrão dos resíduos

Um valor para o coeficiente de determinação (R^2) de 91,4% para o modelo significa que as variáveis preditoras juntas são responsáveis por 91,4% da variação na vida média ($N_{50\%}$) do empacotamento.

Sendo o coeficiente de determinação dependente da quantidade de variáveis preditoras, também foi verificado o valor do parâmetro R^2 ajustado de 90,4%. Esse valor confirma a adequação do modelo, concluindo que o modelo é adequado para os propósitos de predição.

O teste **T** realizado nos coeficientes individuais de regressão foi realizado para se determinar a significância estatística de cada variável preditora incorporada no modelo.

Cada valor de **T** é calculado dividindo-se o coeficiente pelo seu correspondente erro padrão ou desvio padrão (**SE Coef**). O valor de **T** para o preditor pode ser usado para testar se o preditor prediz, significativamente, a resposta. Se o valor calculado de **T** for maior que um nível pré-selecionado (geralmente $\alpha = 0,05$), afirma-se que com 95% $[(1 - \alpha) \times 100\%]$ de confiança que a predição é, estatisticamente, significativa.

Os valores de **p** dos parâmetros menores que 0,05 (<5%) indicam que os parâmetros são considerados estatisticamente significativos e ao mesmo tempo, é esperado ter um efeito significativo na confiabilidade do empacotamento com nível de confiança maior que 95%.

Todas as variáveis preditoras na Tabela 5.4 (Termos e Coeficientes) são, estatisticamente, significantes com valores de **p** menor que 0,05.

5.3.2 Estudo da Adequação ao Modelo RLM quanto aos Resíduos

Os resíduos são valores observados dos erros do modelo e indicam alguma violação dos pressupostos do modelo adotado.

Gráficos de resíduos são usados para estudar a conformidade do modelo com os pressupostos fundamentais, incluindo linearidade, normalidade, variância constante e independência.

Os gráficos de resíduos apresentados na Figura 5.5 incluem o Gráfico de Probabilidade Normal, o Gráfico de Histograma de Resíduos, o Gráfico de Resíduos Versus Valores Ajustados e o Gráfico de Resíduos por Ordem de Observação.

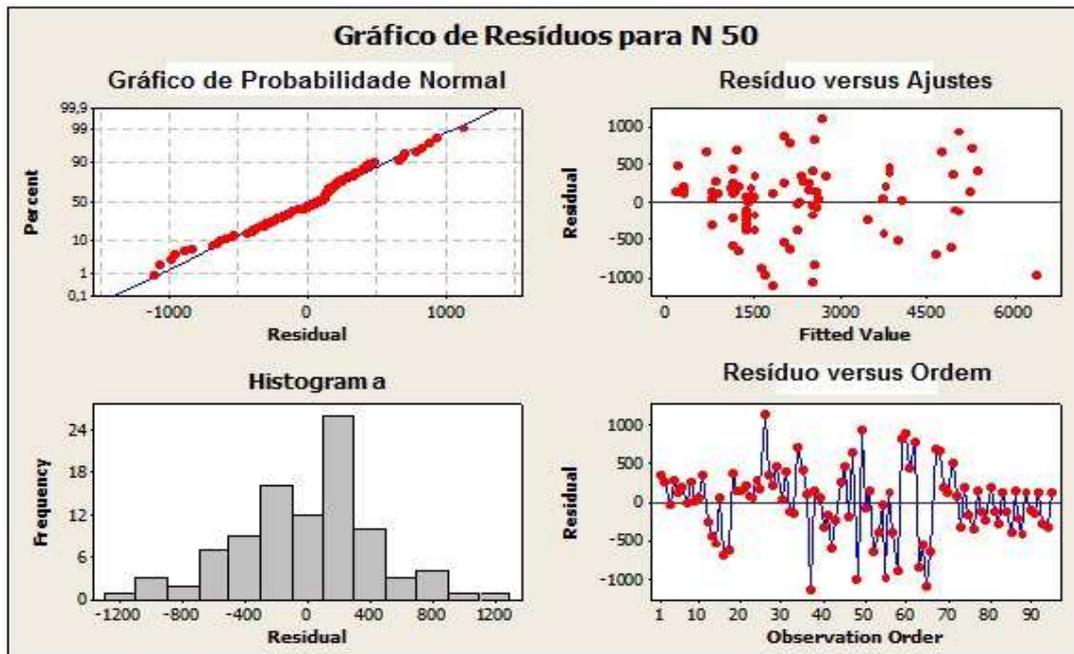


Figura 5.5 - Gráfico de Resíduos do modelo RLM do CBGA.

As diferenças ou afastamento da normalidade e o efeito resultante sobre a estatística T ou F e intervalos de confiança e de predição são estudados usando o Gráfico de Probabilidade Normal.

O Gráfico de Probabilidade Normal de Resíduos da Figura 5.5 apresenta uma pequena variação em torno da linha reta mostrada no gráfico, indicando uma distribuição normal cumulativa.

O Gráfico de Histograma de Resíduos é usado para estudar a não normalidade do comportamento dos resíduos. O referido gráfico mostra uma distribuição normal com um pequeno deslocamento para a direita.

O Gráfico de Resíduos versus Valores Ajustados e o Gráfico de Resíduos versus Ordem de Observação são usados para verificar a constância da variância.

A existência de resíduos dentro da faixa normal da Figura 5.5 (Resíduo versus Ajustes) indica uma variância constante do modelo de regressão. A violação desse pressuposto é indicada por um formato em forma de funil dos resíduos abrindo ou fechando.

O Gráfico de Resíduo por Ordem de Observação é usado para estudar a correlação entre os erros do modelo em diferentes períodos de tempo. Padrões no Gráfico de Resíduos por Ordem de Observação são estudados para determinar se os erros estão autocorrelacionados. Na Figura 5.5 (Resíduo versus Ordem) não se observa tais padrões, não indicando violação do pressuposto de independência.

5.3.3 Estudo da Adequação ao Modelo RLM quanto ao Problema da Multicolinearidade

A Análise de Regressão RLM e a Análise de Variância apresentada na Tabela 5.5 apontam problema de multicolinearidade com valores de Fatores de Inflação de Variância (FIVs) elevados. A multicolinearidade representa um problema no ajuste do modelo que pode causar impactos na estimativa dos parâmetros. De acordo com Levine et al. (2005), os valores de VIFs devem ficar em torno de 1. VIFs elevados indicam o quanto à variância de uma variável preditora está inflacionada, devido à correlação ou a colinearidade existente entre as variáveis preditoras no modelo. Se o valor de VIF for ≤ 1 , não há multicolinearidade, mas se o valor de VIF for > 1 , os preditores podem estar correlacionados.

Montgomery et al. (2012) chamam a atenção que se o valor de VIF estiver na faixa de 5 a 10, os coeficientes de regressão estimarão incorretamente. Snee (1973) citado por Levine et al. (2005) recomenda o uso de modelos alternativos para a regressão dos mínimos quadrados caso o FIV máximo seja maior que 5.

Ainda, com relação ao problema da multicolinearidade, a matriz de correlação de Pearson apresentada na Tabela 5.6 é usada para verificar a dependência linear das variáveis dos preditores. Quando há valores próximos de ± 1 na matriz de correlação, confirma-se a presença de problemas de multicolinearidade.

A Tabela 5.6 de Matriz de Correlação apresenta os índices de correlação entre as variáveis preditoras envolvidas. Na mesma tabela, também, aparece logo abaixo de cada índice de correlação, os valores de **p** correspondentes.

Tabela 5.6 – Matriz de Correlação com as Variáveis (Fatores)

Fatores: CompDiag, EspSubst, ContEsf, CET/Cer, CET/Sol, DiaEsf, ModE/Und, CTE/Und, EspPCI e ΔT .

	CompDiag	EspSubst	Cont Esf	CET/Cer	CET/Sol	DiaEsf	ModE/Und	EspPCI	CET/Und
EspSubst	0,156								
Valor de p	0,132								
Cont Esf	(0,868)	0,255							
Valor de p	0,000	0,013							
CET/Cer	0,054	0,146	0,054						
Valor de p	0,600	0,159	0,600						
CET/Sol	(-0,539)	0,325	-,405	0,298					
Valor de p	0,000	0,001	0,000	0,003					
DiaEsf	(0,619)	0,215	0,324	0,075	-0,308				
Valor de p	0,000	0,037	0,001	0,469	0,002				
ModE/Und	-0,219	-0,109	-,207	-0,088	0,130	-0,033			
Valor de p	0,033	0,293	0,045	0,396	0,210	0,753			
CET/Und	-0,210	-0,109	-,206	-0,088	0,129	-0,033	(0,778)		
Valor de p	0,034	0,295	0,045	0,398	0,202	0,754	0,000		
EspPCI	0,143	0,057	0,114	0,353	0,085	0,134	-0,111	-0,110	
Valor de p	0,167	0,596	0,271	0,000	0,410	0,196	0,285	0,287	
ΔT	-0,025	-0,080	-,104	-0,204	-0,204	0,139	-0,089	-0,000	-0,158
Valor de p	0,807	0,439	0,315	0,047	0,047	0,180	0,392	0,296	0,125

A Tabela 5.6 indica que há problemas de multicolinearidade, mostradas pelos valores em negrito e entre parêntesis. As multicolinearidades existentes são as seguintes entre as variáveis preditoras:

- 1) Cont Esf e CompDiag - (+0,868) (correlação positiva)
- 2) CET/Sol e CompDiag - (-0,538) (correlação negativa)
- 3) DiaEsf e CompDiag - (+0,619) (correlação positiva)
- 4) CET/Und e ModE/Und - (+0,778) (correlação positiva)

5.4 Resultados com o Modelo de Regressão empregando Análise de Componentes Principais

Uma das soluções para resolver o problema da multicolinearidade é apresentada nesta seção. Aqui é empregada a técnica de Regressão empregando o modelo de Regressão por Análise de Componentes Principais (ACP). A referida técnica antes de obter a equação de regressão que fornece a predição da vida média executa uma análise por meio de um procedimento matemático que transforma o conjunto de variáveis, denominadas originais, uma vez constatadas correlações entre elas, em um conjunto menor de combinações lineares de variáveis não correlacionadas, denominadas de Componentes Principais (CP) que explicam as variâncias observadas nas variáveis originais.

A Análise de Componentes Principais (ACP) é usada para os seguintes casos:

- 1) Reduzir a dimensionalidade dos dados ou resolver problemas de multicolinearidade,
- 2) Descobrir relações suspeitas entre as variáveis preditoras e,
- 3) Quando a quantidade de variáveis preditoras for maior que a quantidade de observações.

O objetivo é tentar explicar grande parte da variação presente no conjunto de variáveis preditoras originais, com a mínima quantidade de variáveis denominadas de Componentes Principais.

Os dois primeiros Componentes Principais (CP1 e CP2) apresentados na Tabela 5.7, apresentam variâncias ou autovalores com os seguintes e respectivos valores: 89942 e 98. Eles respondem por 100% do total da variabilidade, sugerindo que os dois primeiros Componentes Principais respondem, adequadamente, a grande variação dos dados.

Tabela 5.7 – Análise de Componentes Principais (ACP).

**Análise de Componentes Principais (CP): CompDiag; ContEsf; CET/Sold;
DiaEsf; CET/Und; ModE/Und**

Autovalores para a Matriz de Covariância						
Auto valor	89942	98	22	8	1	0
Proporção	0,999	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
Cumulativo	0,999	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000

Variável	CP1	CP2	CP3	CP4	CP5
CompDiag	- 0,026	- 0,047	- 0,883	0,465	- 0,004
ContEsf	- 1,000	0,008	0,025	- 0,008	- 0,000
CET/Sold	0,005	0,023	0,465	0,885	0,002
DiaEsf	- 0,000	0,000	- 0,014	0,011	- 0,005
CET/Und	0,007	0,994	- 0,052	0,002	0,092
ModE/Und	0,001	0,092	0,000	- 0,000	- 0,996

O Gráfico de Scree¹⁶ ou de autovalores mostrado na Figura 5.6 fornece um método para se determinar a quantidade de Componentes Principais.

O Gráfico de Scree mostra o número do componente versus o autovalor correspondente. Os autovalores da matriz de covariância são iguais à variância dos Componentes Principais; portanto, escolhe-se o número de componentes baseado no tamanho dos autovalores. O Gráfico de Scree da Figura 5.6 indica que os dois primeiros componentes explicam a maioria da variabilidade dos dados (fornecidos pelos autovalores). Os componentes remanescentes explicam uma proporção muito pequena da variabilidade (próxima de zero) e, portanto, são desprezados.

¹⁶ Gráfico de Scree é uma representação gráfica da variância de cada componente no conjunto de dados usado para determinar quantos componentes devem ser retidos, a fim de explicar uma alta porcentagem de variação nos dados.

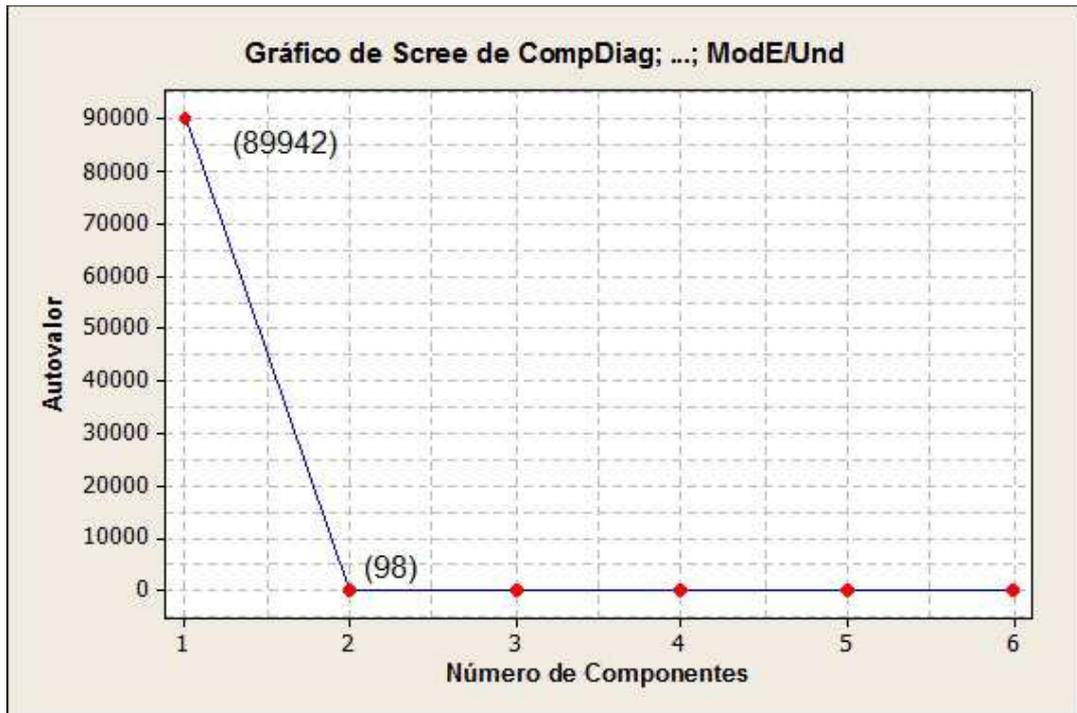


Figura 5.6 - Gráfico de Scree mostrando os dois Componentes Principais com os autovalores correspondentes.

Observando o Gráfico de Carregamento na Figura 5.7 pode-se definir os dois Componentes Principais (CP1 e CP2) com as seguintes variáveis predictoras:

CP1- DiaEsf, ContEsf e CompDiag com valores negativos (sinais (-)) e CET/Und, CET/Sold e ModE/Und com valores positivos (sinais (+));

CP2- CompDiag com valor negativo (sinal (-)) e DiaEsf, ContEsf, CET/Und, CET/Sold com valores positivos (sinal (+)).

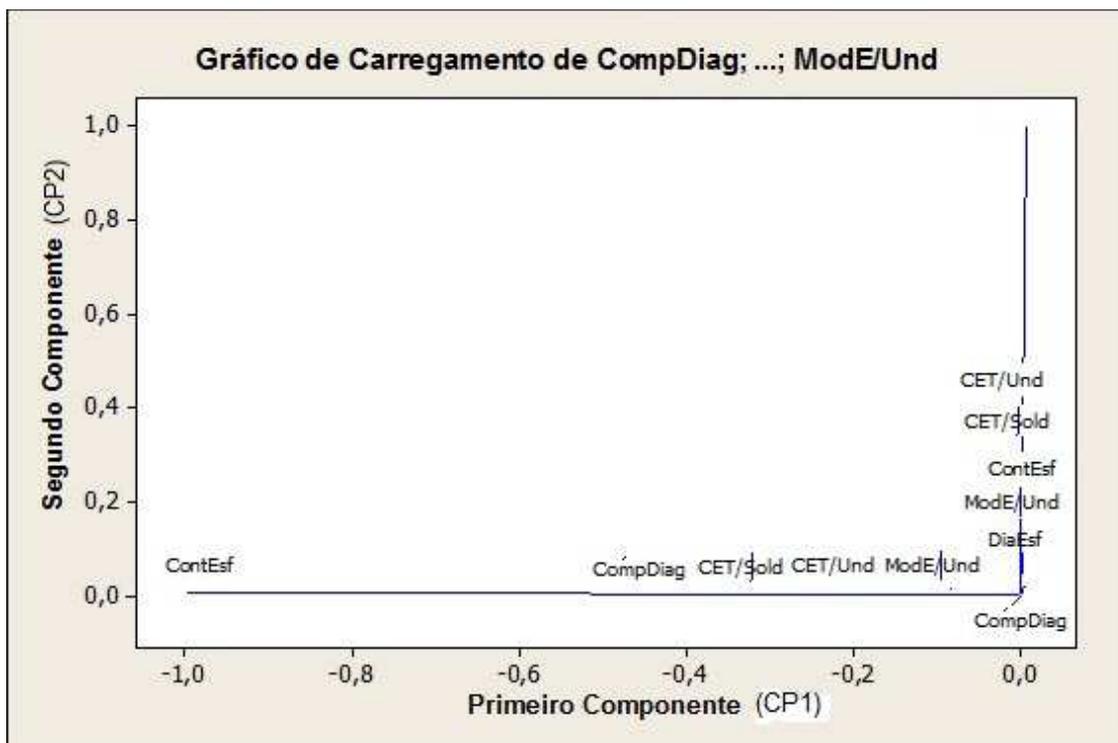


Figura 5.7 - Gráfico de Carregamento dos Fatores Variáveis Preditoras.

Os valores para **CP1** e **CP2** são dados pelas Equações (5.2) e (5.3):

$$CP1 = -0,026 \times \text{CompDiag} - 1,0 \times \text{ContEsf} + 0,005 \times \text{CET/Sold} + 0,007 \times \text{CET/Und} + 0,001 \times \text{ModE(Und)} \quad (5.2)$$

$$CP2 = -0,047 \times \text{CompDiag} + 0,008 \times \text{ContEsf} + 0,023 \times \text{CET/Sold} + 0,994 \times \text{CET/Und} + 0,092 \times \text{ModE/und} \quad (5.3)$$

A equação do modelo de Regressão para $N_{50\%}$ empregando os Componentes Principais CP1 e CP2 é dada pela Equação (5.4):

$$N_{50\%} = 1025 + 1,26 \times CP1 + 80,6 \times CP2 - 286 \times \text{EspSubst} + 537 \times \text{CET/Cer} - 189 \times \text{EspPCI} - 18,0 \times \Delta T \quad (5.4)$$

Para se obter a equação de Regressão do modelo empregando Componentes Principais é necessário fazer a análise de regressão incluindo os termos CP1 e CP2.

A Tabela 5.8 apresenta o resultado da Análise de Regressão e de ANOVA do Modelo de Regressão com Componentes Principais para 92 observações. Três observações foram removidas (observações 9, 11 e 27), pois apresentaram resultados discrepantes.

Tabela 5.8 - Análise de Regressão e de Variância (ANOVA) do Modelo de Regressão com Componentes Principais.

Preditores	Coef	SE Coef	T	Valor de P	FIV
Constante	1025,2	497,0	2,06	0,042	
PC1	1,2595	0,2163	5,82	0,000	1,113
PC2	80,62	10,10	7,98	0,000	1,053
EspSubst	-285,62	65,44	-4,36	0,000	1,084
CET/Cer	537,38	32,06	16,76	0,000	1,191
EspPCI	-189,3	143,5	-1,32	0,191	1,163
ΔT	-17,984	2,676	-6,72	0,000	1,088

Resumo do Modelo

S = 587,26	R ² =85,3%	R ² (adj)=84,3%
PRESS = 33386688		R ² (pred) = 83,27%

Análise de Variância

Fonte	GL	SS	MS	Valor de P
Regressão	6	1,7E+08	28373604	0,000
Erro Residual	85	29313996	344871	
Total	91	2E+08		

Pode-se verificar pela Tabela 5.8 que os valores de **VIF** para o presente modelo de regressão, são menores e mais próximos de 1, comparados com o do modelo RLM (Tabela 5.5, Termos e Coeficientes, coluna VIF), indicando que a colinearidade entre as variáveis preditoras diminuiu.

A Análise de Componentes Principais identificou dois grupos de variáveis altamente correlacionadas que existiam dentro das variáveis originais. Portanto, o procedimento multivariável reduziu a quantidade original de variáveis de 10 para 6 variáveis para uma nova análise de regressão linear

múltipla. O problema da multicolinearidade entre as variáveis CompDiag, ContEsf, CET/Sol, DiaEsf, CET/Und e ModE/Und foi resolvido usando Análise de Componentes Principais. A análise gráfica, ainda, identificou três observações discrepantes (outliers), observações de números 9, 11 e 27 no conjunto de dados do APÊNDICE C e identificou claramente dois grupos correlacionados entre as dez variáveis, permitindo rotulá-las como CP1 e CP2.

A análise inicial utilizou a variabilidade percentual e os autovalores para identificar a quantidade mínima de componentes que explicasse a maioria das informações das variáveis originais. O carregamento dentro de cada componente forneceu informação sobre quais variáveis tinham o maior peso para afetar os componentes principais. A análise gráfica forneceu um visual para ajudar compreender melhor as relações entre as variáveis.

A análise dos componentes principais é, normalmente, usada como um primeiro passo numa série de outras análises. O procedimento multivariável permite ao analista, reduzir o número de variáveis ou a dimensionalidade dos dados para métodos ou técnicas subsequentes de análise, tais como regressão múltipla e análise de multivariáveis de variância.

Quando preditores estão altamente correlacionados, os coeficientes de regressão estimados podem ser instáveis (significando que eles podem variar muito de amostras para amostra). Esta condição é chamada multicolinearidade e torna difícil a avaliação dos termos individuais no modelo. Deste modo, usando a análise de componentes principais antes da análise de regressão pode-se ajudar a minimizar o problema da multicolinearidade nas variáveis preditoras no modelo e também identificar quaisquer discrepâncias em potencial que possa existir no conjunto de dados. (YENIAY e GOKTAS, 2002).

5.5 Resultados com o Modelo de Regressão empregando Mínimos Quadrados Parciais (Partial Least Square- PLS)

O modelo de Regressão empregando Mínimos Quadrados Parciais, conhecido em inglês como *Partial Least Square* (PLS), é um modelo que generaliza e

combina as características do modelo de Regressão Linear Múltipla (RLM) e da Análise de Componentes Principais (ACP). Segundo Abdi (2003), o modelo de Regressão PLS é, particularmente útil, quando é preciso prever um conjunto de variáveis dependentes de um conjunto de muitas variáveis independentes ou preditores. Ainda, segundo Abdi (2003) a técnica teve origem nas ciências sociais, especialmente na economia, por meio de Herman Wold, em 1966, mas tornou-se popular primeiro em quimiometria (química computacional) devido, em parte, ao seu filho, Svante. O método de Regressão PLS acabou tornando-se uma ferramenta nas ciências sociais como uma técnica para multivariáveis, tanto para dados experimentais quanto para dados não experimentais. O Anexo C apresenta uma introdução a respeito do método ou do modelo de Regressão PLS.

De acordo com Morellato (2010) o algoritmo padrão usado para o cálculo dos componentes da Regressão PLS é o *Nonlinear Iterative Partial Least Squares* (NIPALS), desenvolvido originalmente por Herman Wold (1966) para resolver problemas relacionados com dados mau condicionados. Na literatura existe muitas versões com pequenas alterações desse algoritmo e, assim como no algoritmo original, todas trabalham com as matrizes de dados originais X e Y padronizadas (escalonadas e centradas em zero).

O aplicativo MINITAB R-16 usado nesta Tese emprega o referido algoritmo. Esse algoritmo reduz o número de preditores usando um modelo semelhante ao modelo de Regressão dos Componentes Principais para extrair um conjunto de componentes que descreve a correlação máxima entre as variáveis preditoras e a resposta. Depois então, realiza a técnica de Regressão dos Mínimos Quadrados nos componentes não correlacionados. Além disso, a validação cruzada é, normalmente, realizada para selecionar os componentes que maximizam a capacidade preditiva do modelo. Para mais informações a respeito do método de Regressão PLS, além do material contido no Anexo C, é recomendado o estudo do tutorial desenvolvido por Geladi e Kowalski (1986).

O modelo de Regressão PLS permite obter resultados semelhantes ao modelo de Regressão com Componentes Principais com um número reduzido de

observações. O método de Regressão PLS foi construído com as 95 observações de testes acelerados de ciclagem térmica realizados com empacotamentos CBGA apresentados no Apêndice C.

A Tabela 5.9 apresenta os resultados da análise de Regressão do modelo PLS.

Tabela 5.9 – Resultado da Análise de Regressão PLS: N_{50%} versus Parâmetros de Projeto.

Regressão PLS: N50% versus CompDiag; EspSubst; ContEsf; CET/Cer; CET/Sold; ...

Método

Validação cruzada	Deixar um fora (Leave-one-out)
Componentes a avaliar	Especificado pelo usuário
Número de componentes avaliados	5
Número de componentes selecionados	4

Análise de Variância para N50%

Fonte	GL	SS	MS	F	Valor de P
Regressão	4	185442938	46360734	221,05	0,000
Erro Residual	87	18246750	209733		
Total	91	203689687			

Seleção e Validação de Modelo para N50%

Componentes	X	Variância	Erro	R ²	PRESS	R ² (pred)
1		0,213822	51563734	0,746852	65864051	0,676645
2		0,406217	27839681	0,863323	37472113	0,816033
3		0,524449	19463903	0,904443	27805235	0,863492
4		0,626915	18246750	0,910419	26432552	0,870231
5			17391658	0,914617	27286972	0,866037

Coefficientes

	N _{50%}	N _{50%} normalizado
Constante	- 1477,20	0,000000
ComDiag	-13,87	- 0,082618
EspSubst	- 446,53	- 0,292369
ContEsf	0,24	0,047280
CET/Cer	503,51	0,705437
CET/Sold	115,28	0,284351
DiaEsf	204,70	0,014604
ModE/Und	355,05	0,913136
CET/Und	35,20	0,124747
EspPCI	- 271,55	- 0,084012
ΔT	- 15,11	- 0,242294

A equação para o modelo de Regressão PLS é apresentada pela Equação 5.6, a seguir:

$$N_{50\%} = -1477,20 - 13,87 X \text{CompDiag} - 446,53 X \text{EspSubst} + 0,24 X \text{ContEsf} + 503,51 X \text{CETCer} + 115,28 X \text{CETSold} + 204,70 X \text{DiaEsf} + 355,05 X \text{ModUnd} + 35,20 X \text{CET Und} - 271,55 X \text{EspPCI} - 15,11 X \Delta T \quad (5.6)$$

O Gráfico de Seleção de Modelo PLS da Figura 5.8 apresenta na forma gráfica, os dados da Tabela de Seleção e Validação de modelos. A linha vertical indica que o modelo otimizado possui quatro componentes dos cinco que foram avaliados. Acima de quatro componentes a capacidade de predição começa a diminuir significativamente, considerando os valores de R^2 para validação cruzada.

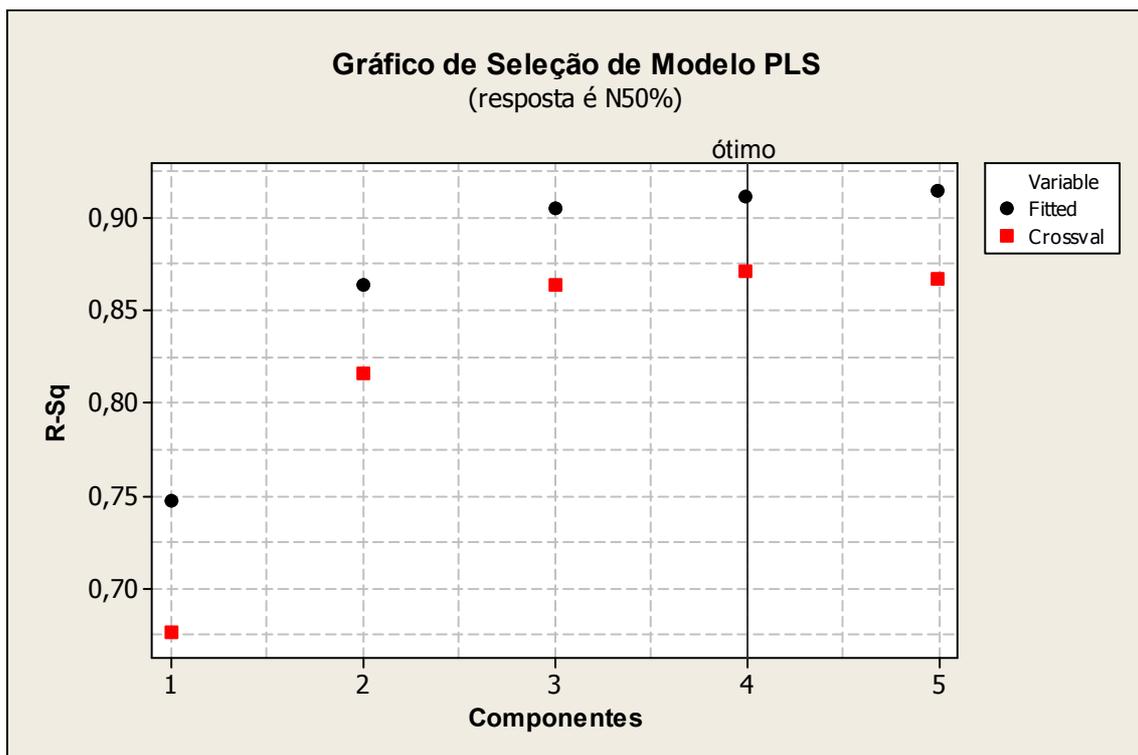


Figura 5.8 - Gráfico de Seleção do Modelo para PLS.

O Gráfico de Resposta PLS da Figura 5.9 indica que o modelo ajusta-se aos dados, adequadamente, porque os pontos estão numa configuração linear da esquerda no canto inferior do gráfico para a direita na direção do topo do gráfico. Embora haja uma diferença significativa entre o valor ajustado e a

resposta ajustada de validação cruzada, os demais não são severos suficientes para indicar algum ponto com poder de influência na resposta.

As equações das retas¹⁷ de Regressão de Ajuste e de Validação Cruzada apresentadas na Figura 5.9 são dadas, respectivamente, pelas Equações 5.7 (a) e (b):

$$\text{Variável Ajustada} = 182,0 + 0,9104 \times \text{Resposta Real} \quad (5.7(a))$$

(com $R - Sq = 91\%$)

$$\text{Variável com validação cruzada} = 178,6 + 0,9144 \times \text{Resposta Real} \quad (5.7(b))$$

(com $R - Sq = 87,2\%$)

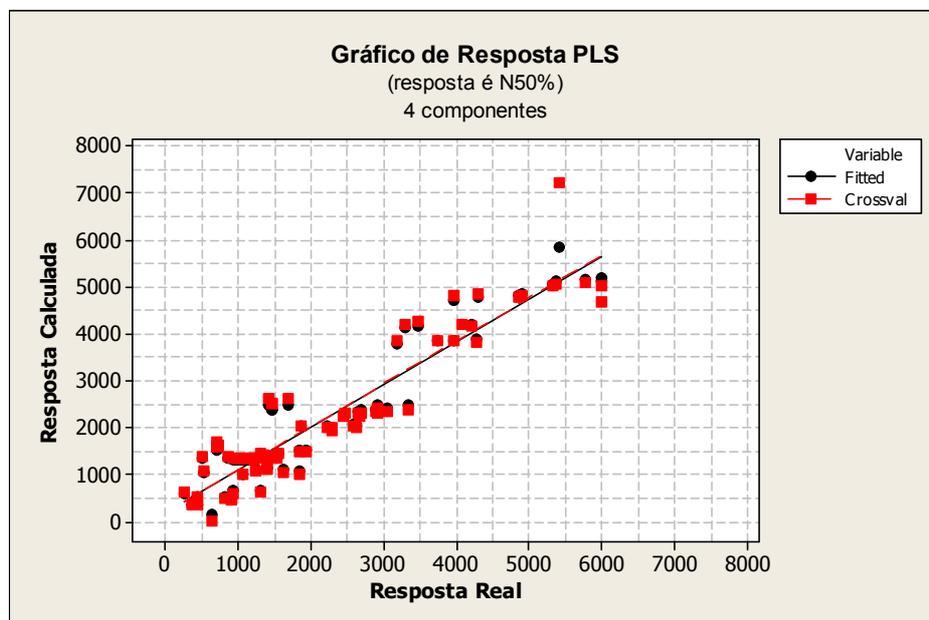


Figura 5.9 - Gráfico de Resposta para PLS.

O Gráfico de Coeficientes do modelo de Regressão PLS da Figura 5.10 mostra os coeficientes para a equação de Regressão PLS, apresentada pela Equação 5.6. Pode-se usar este gráfico para se obter as amplitudes e os sinais dos coeficientes da equação de Regressão do modelo PLS.

¹⁷ As retas de Regressão de Ajuste e de Validação Cruzada no gráfico acima são aproximadamente coincidentes.

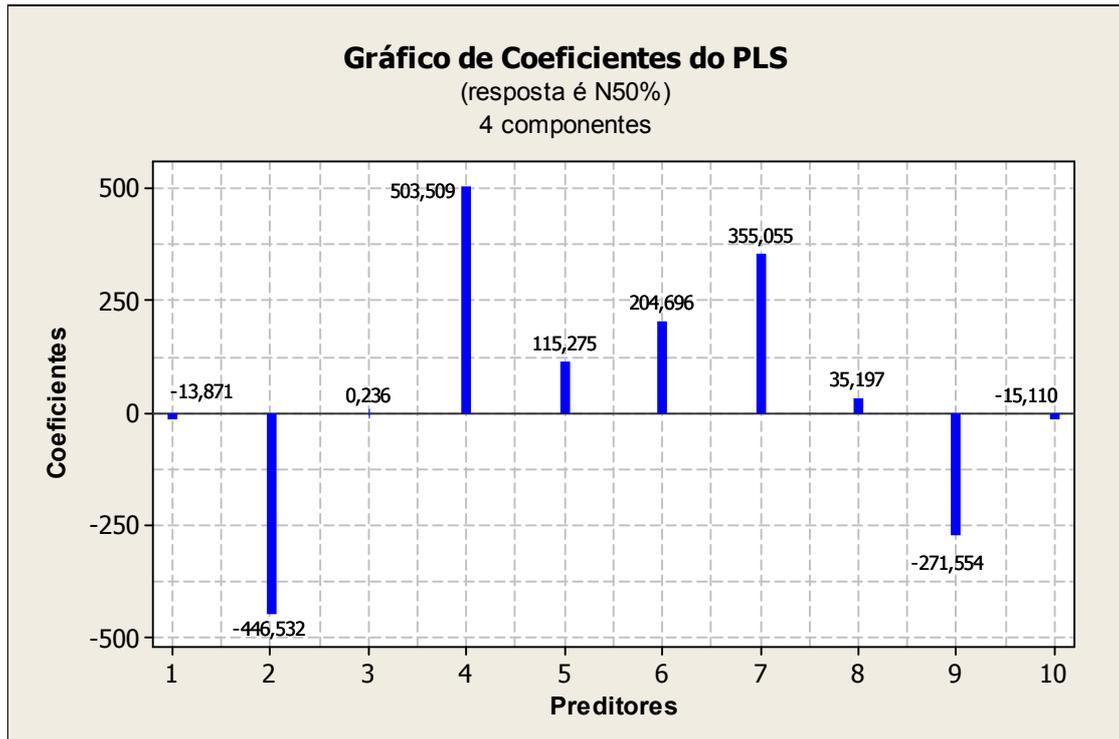


Figura 5.10 - Gráfico de Coeficientes para PLS.

A Figura 5.11 apresenta os gráficos de Resíduo para N_{50%}. Os gráficos servem para determinar se o modelo atende as suposições da análise. Os gráficos de Resíduo incluem as seguintes plotagens:

- Histograma - indica se os dados estão enviesados ou se existem discrepâncias nos dados. O Histograma parece se adaptar bem a uma distribuição normal.
- Gráfico de Probabilidade Normal – o gráfico mostra que os dados estão distribuídos normalmente. Não existem outras variáveis influenciando a resposta e nem há discrepâncias nos dados.
- Resíduos versus Valores Ajustados – indica que a variância é constante e que existe uma relação não linear e que não existem discrepâncias nos dados.
- Resíduos versus ordem dos dados – não indica nenhum efeito sistemático nos dados devido ao tempo ou a ordem de coleta de dados. A ordem dos testes acelerados não interfere nos resultados dos demais experimentos.

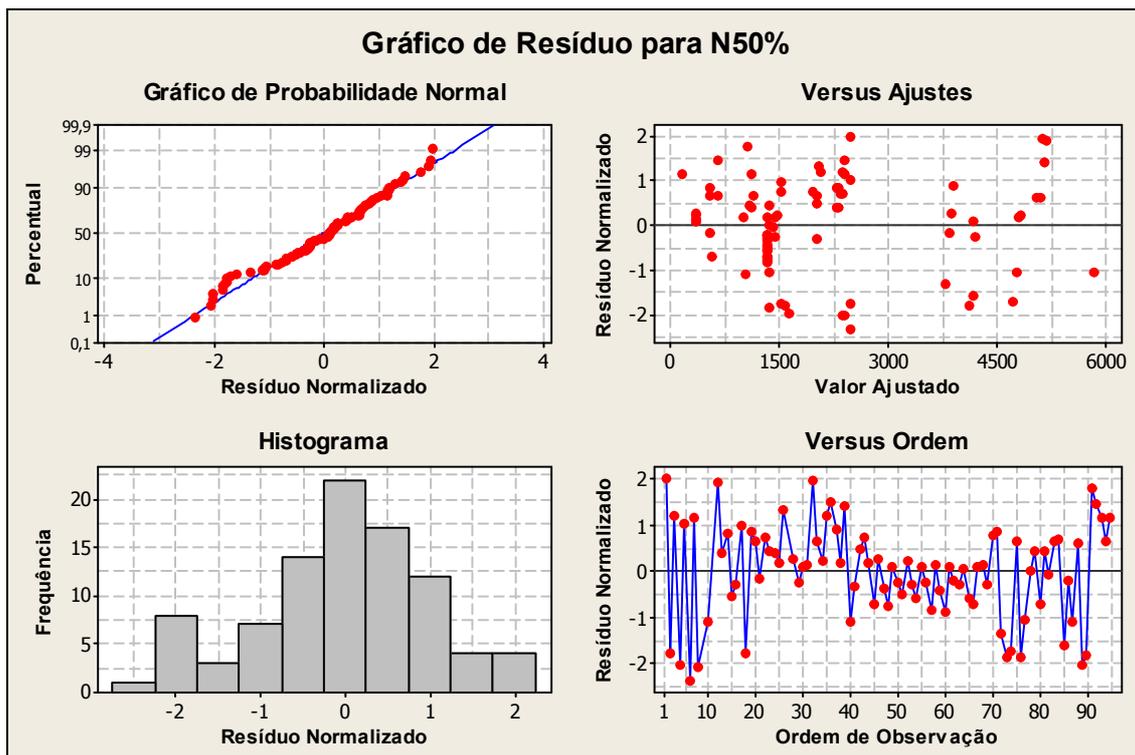


Figura 5.11 - Gráfico de Resíduo para N 50.

5.6 Resultados da Parte Experimental

Esta seção apresenta o método experimental empregado neste trabalho para encontrar os valores dos números de ciclos térmicos para falhar ($N_{50\%}$), por meio da realização de testes térmicos acelerados com o intuito de validar o método de Regressão proposto nesta Tese. Foram empregadas quatro placas de teste de circuito impresso com componentes CBGA soldados, conforme descrito nas próximas seções.

5.6.1 Descrição da Parte Experimental da Tese

A parte experimental consistiu de quatro placas de circuito impresso de dupla face (placas de teste) mostradas na Figura 5.12, montadas com componentes eletrônicos CBGA de 256 e 400 I/Os (entradas e saídas de sinais), com configuração interna em *daisy-chain*, soldados nas PCIs por máquinas de soldagem apresentadas na Figura 5.13. A soldagem foi realizada em forno de refusão contendo oito zonas de aquecimento, em cima e embaixo, por

convecção e duas zonas de resfriamento a ar. Em seguida, foram submetidas a teste de ciclagem térmica com perfil de temperatura e duração descrita na seção 5.12. Durante os testes acelerados, as quatro placas foram monitoradas por instrumento específico para detecção de eventos, com capacidade de monitoramento para 32 canais, apresentado na Figura 5.14.

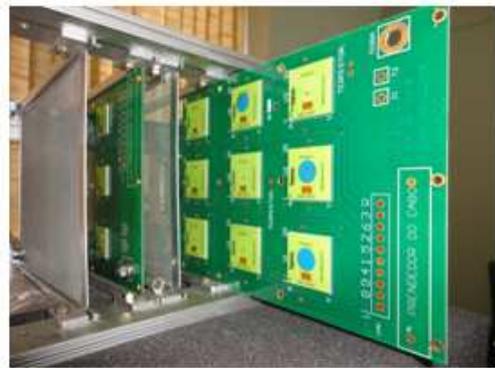
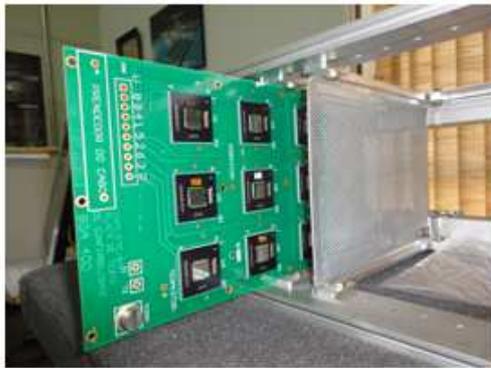


Figura 5.12 - Fotos das Placas de Teste CBGA 256 SnPbAg, CBGA 256 LF, CBGA 400 SnPbAg e CBGA 400 LF.
Fonte: Autor.



Figura 5.13 - Fotos das Placas de Teste no momento da entrada nas zonas de aquecimento de soldagem.
Fonte: Autor.



Figura 5.14 - Instrumento de detecção de eventos em Operação.
Fonte: Autor.

A Figura 5.15 apresenta o conjunto de equipamentos que foram utilizados na realização do teste de ciclagem térmica e a Figura 5.16 mostra o rack de 19 polegadas onde foram acondicionadas as placas de teste.



Figura 5.15 - Foto da câmara térmica com demais equipamentos e instrumentos associados para a realização do teste acelerado no Laboratório de Integração e Teste do INPE (LIT-INPE).
Fonte: Autor.

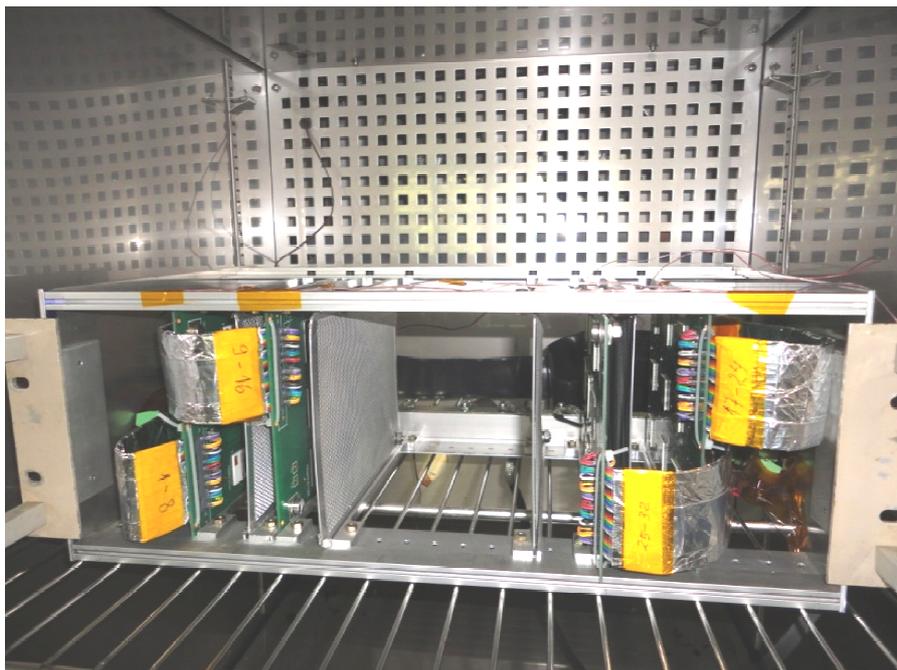


Figura 5.16 - Foto do rack de 19 polegadas com as placas de teste instaladas dentro da câmara térmica do Laboratório de Integração e Teste do INPE (LIT-INPE).
Fonte: Autor.

5.6.2 Descrição das Placas de Teste

Cada Placa de Teste comporta um grupo de amostra constituído de nove componentes, sendo oito componentes monitorados e um para a realização de microseção das juntas de solda.

A Tabela 5.10 apresenta as quatro placas de teste com as suas características.

Tabela 5.10 - Placas de teste empregadas no Teste Térmico Acelerado

Placa de Teste (PT)	Grupo	Tipo de Componente CBGA	Tipo de liga de Solda	I/O
PT- 1	1	CBGA-256	SnPbAg	256
PT- 2	2	CBGA-400	SnPbAg	400
PT- 3	3	CBGA-256	SAC 305	256
PT- 4	4	CBGA-400	SAC 305	400

Cada placa de teste possui, ainda, local para a instalação de dois termopares, um no centro e outro no lado oposto do conector de 10 vias, próximo à conexão de aterramento para auxiliar no monitoramento térmico.

Os sinais monitorados passam pelo conector de 10 vias, sendo oito vias para sinais, um para o retorno e uma via como sobressalente. O conector possui, ainda, um dispositivo para prender o cabo a placa de circuito impresso. O cabo é do tipo *flat flex cable* de 20 vias. Cada via corre, intercalada com uma via aterrada para diminuição ou controle de interferência. A Figura 5.17 apresenta uma das placas de teste usada no experimento.



Figura 5.17 - Placa de Teste para o componente CBGA 256.
Fonte: Autor.

5.6.3 Especificações dos Empacotamentos dos Componentes CBGA

Os empacotamentos dos componentes empregados para este experimento foram do tipo que possuem, internamente, trilhas que combinados com as trilhas externas do circuito impresso, permitem o estabelecimento da corrente elétrica. Esses componentes são do tipo conhecidos por *daisy-chain*. Uma vez alimentados por fontes externas de corrente contínua, as correntes percorrem o interior dos empacotamentos e atravessem todas as juntas de solda, enquanto o teste acelerado de ciclagem térmica é realizado. Deste modo, ao se iniciar uma trinca em qualquer uma das juntas de solda, circuitos externos de monitoramento irão detectar uma variação de resistência do circuito e por um critério pré-definido e recomendado pela IPC-SM-785, irão indicar a ocorrência de uma falha de um determinado componente.

Esses componentes possuem as seguintes especificações:

- a) Material do substrato dos componentes: alumina (Al_2O_3),
- b) Dimensões e outras características dos componentes: a Figura 5.18 e a Tabela 5.11 complementam as informações sobre as dimensões e outras características dos componentes,
- c) As ligas de solda das esferas de solda empregadas no experimento foram:
 1. SnPbAg (estanho, chumbo e prata),
 2. SnAgCu (SAC 305) *Leadfree*.

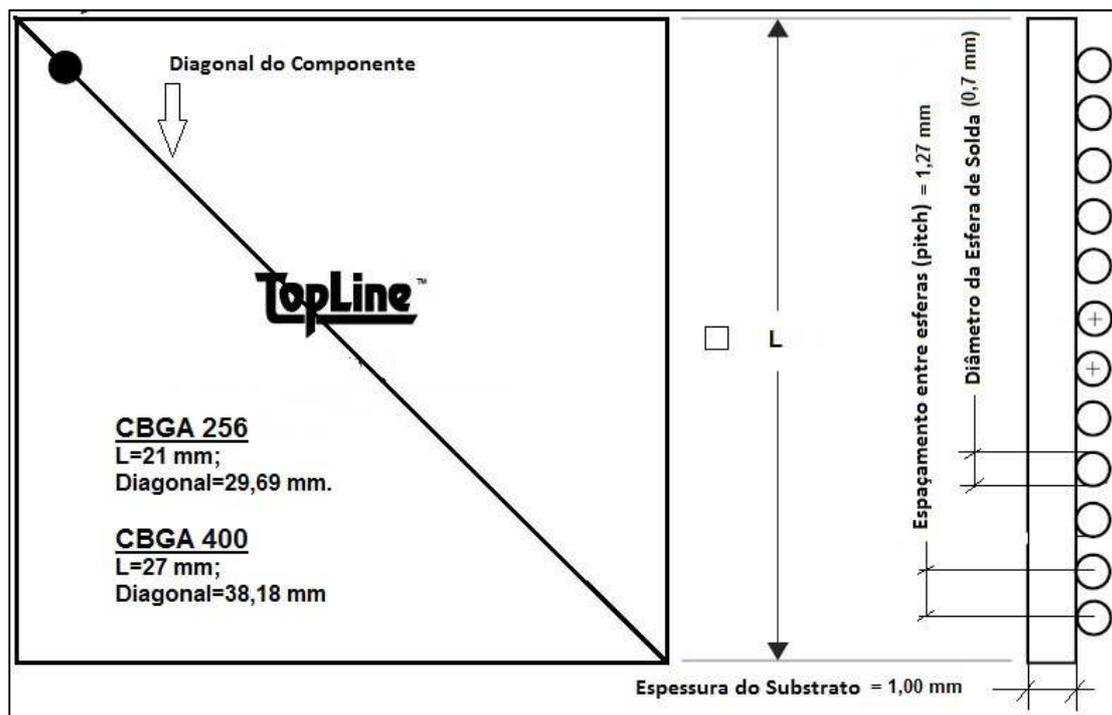


Figura 5.18 - Empacotamento CBGA para 256 e 400 I/Os.

Tabela 5.11 - Especificações dos Componentes CBGA de 256 e 400 I/Os.

CBGA	QTD de esferas	LxC (mm)	Comprimento da diagonal (mm)	Ligas de solda	Diâmetro das Esferas de solda	Pitch (mm)	Esp do Subst (mm)
1	256	21X21	29,6982	LF e <i>Leaded*</i>	0,75 mm	1,27	1,0
2	400	27X27	38,1834	LF e <i>Leaded</i>	0,75 mm	1,27	1,0

*ligas sem chumbo (LF) e com chumbo (leaded)

5.6.4 Detalhes do Monitoramento das Falhas

O instrumento detector de eventos responsável pela detecção de falhas monitora a continuidade da corrente elétrica que percorre as trilhas da PCI e a parte interna (*daisy-chain*) dos componentes CBGA. A Figura 5.19 mostra como fica o circuito elétrico após os componentes serem soldados nas placas de teste. As trilhas na PCI, combinadas com as trilhas no interior do componente (*daisy-chain*) estabelecem o circuito que permite que a corrente aplicada circule no seu interior e atravesse todas as suas juntas ou esferas de solda.

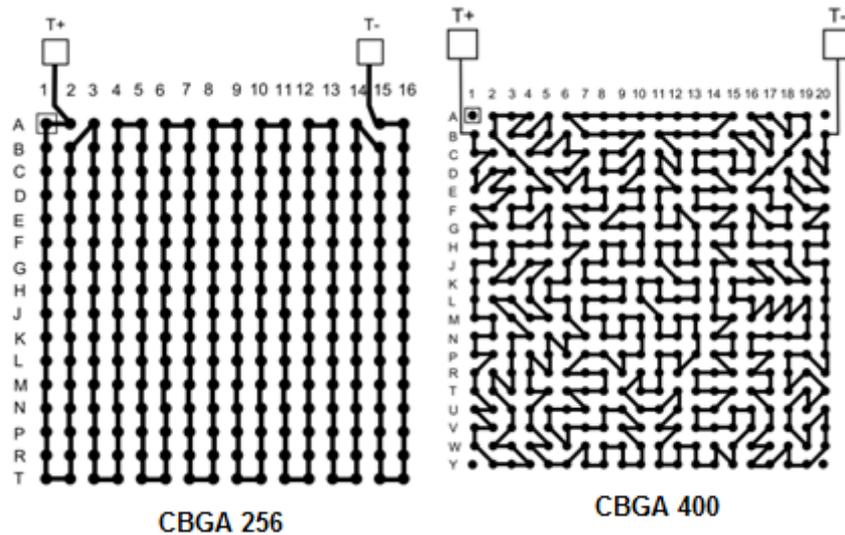


Figura 5.19 - Composição da trilha na PCI com o *daisy-chain* do componente. As Figuras mostram a composição para os dois tipos de componentes empregados (CBGA 256 e 400).
 Fonte: *Topline Corporation*.

O instrumento Detector de Eventos apresentado, anteriormente na Figura 5.14 monitora, separadamente, a continuidade elétrica de cada componente dos oito componentes contidos em cada placa de teste. A Figura 5.20 apresenta o esquema de ligação das placas de teste com o Detector de Eventos.

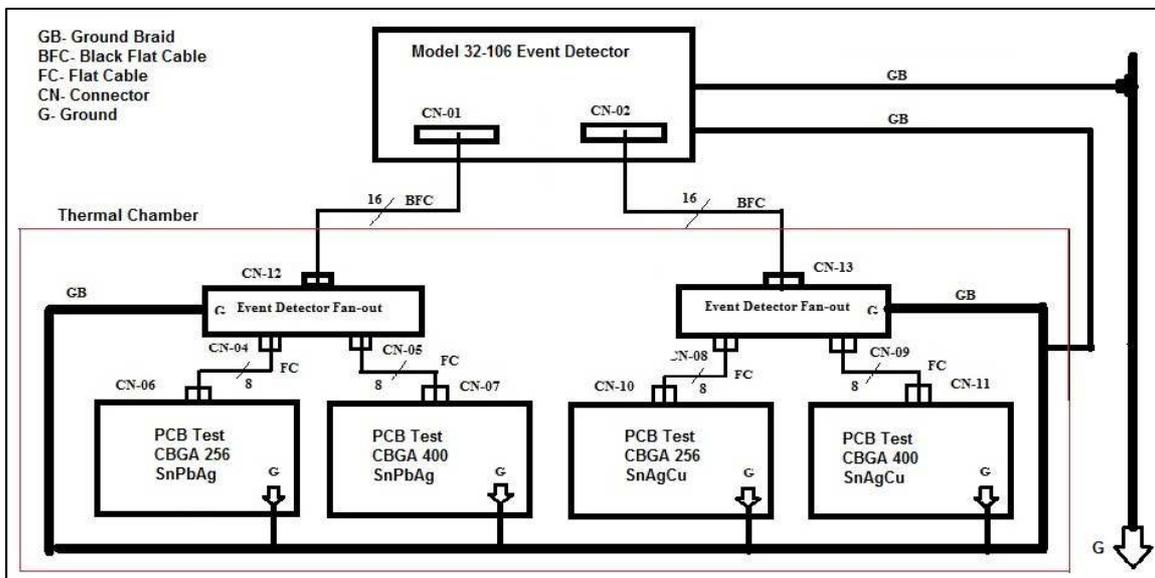


Figura 5.20 - Esquema de ligação das quatro placas de circuito impresso de teste dos componentes CBGA com o Detector de Eventos da *AnalysisTech*.
 Fonte: Autor

O evento de falha é caracterizado por um aumento de resistência do circuito de cada componente soldado na placa de teste quando este ultrapassa um valor limiar, pré-estabelecido de resistência e, confirmado por mais nove eventos no mesmo circuito, dentro de um período de 10% do número de ciclos em que ocorreu o primeiro evento de falha, conforme definido no documento IPC-SM-785 (ASSOCIATION CONNECTING ELECTRONICS INDUSTRIES, 1992). O valor pré-estabelecido de limiar da resistência para cada circuito foi de 300 Ω .

O referido aumento de resistência é devido, inicialmente, a uma ocorrência de início de trinca nas juntas de solda que progride até a sua ruptura total. Essas trincas começam durante as excursões de subida ou de descida de temperatura ou mesmo durante as permanências nos patamares de alta e baixa temperatura da ciclagem térmica. Este fenômeno continua até a ruptura completa da junta de solda. No presente experimento houve uma frequência maior de falhas nas excursões de descida do ciclo de temperatura durante os testes acelerados. As Figuras 5.21 (a) e (b) apresentam, respectivamente, os histogramas das primeiras ocorrências de falhas na subida da temperatura de 0 a 100° C e na descida de 100° a 0°C. Nota-se pela Figura 5.21 (b) maior frequência de ocorrências de falhas quando a temperatura vai de 100° a 0° C.

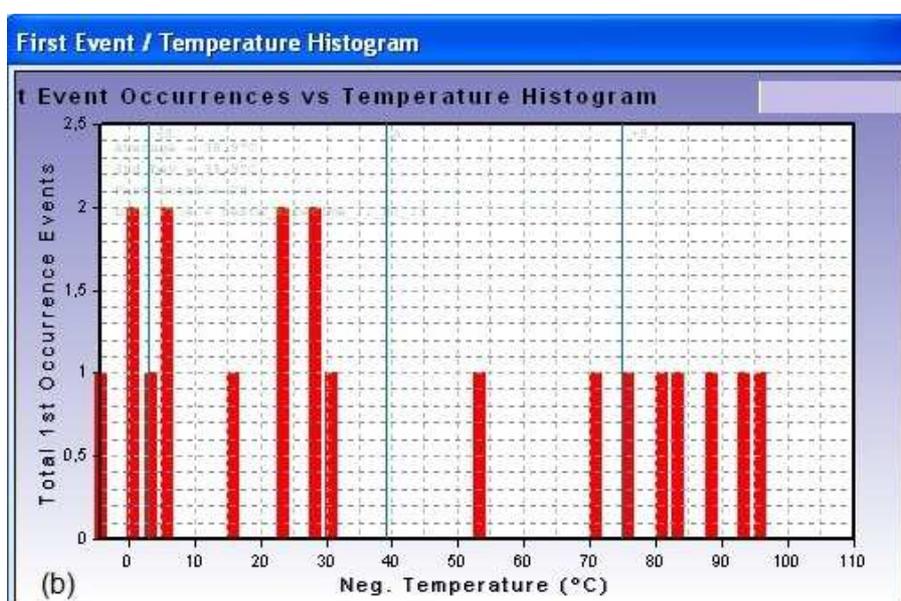
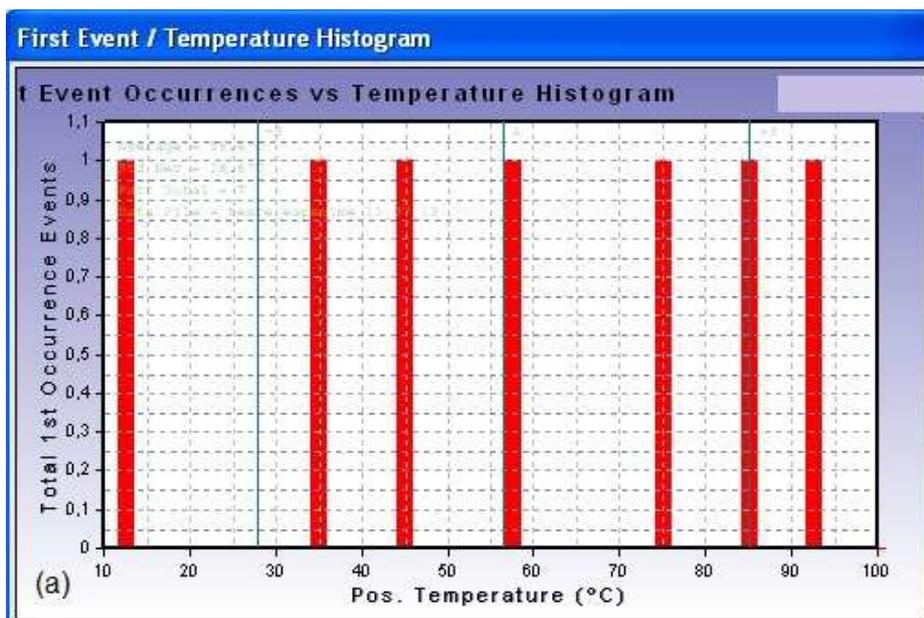


Figura 5.21 – Histogramas dos Primeiros Eventos de Ocorrência de Falhas. Durante as excursões (a) de 0° a 100° C e (b) durante a excursão de temperatura de 100° a 0°C. Fonte: Figuras geradas pelo Aplicativo do Detector de Eventos da *AnalysisTech*.

Uma vez estabelecido o critério de falha, em função do limiar da resistência monitorada pelo instrumento detector de eventos e confirmado por mais nove eventos dentro do intervalo de 10% do ciclo em que ocorreu a primeira detecção, fica estabelecido ou caracterizado uma falha. A duração do teste acelerado pode ser estabelecida quando todas as juntas de solda falhar ou

quando da ocorrência somente da primeira falha de cada placa de teste. O resultado deste teste é a obtenção dos números de ciclos térmicos ($N_{50\%}$) para ocorrência de falhas em 50% da população inicial de cada placa de teste.

5.6.5 Perfil de Temperatura e Fator de Aceleração

A Figura 5.22 apresenta o perfil de temperatura obtido do sensor TC03 localizado na Placa do CBGA 400 SnPbAg empregado no teste acelerado.

O perfil apresenta as seguintes características:

1. Duração do ciclo térmico: 90 min;
2. Tempo no patamar superior (100°C): 14 min e 29 s;
3. Tempo no patamar inferior (0°C): 14 min e 29 s.

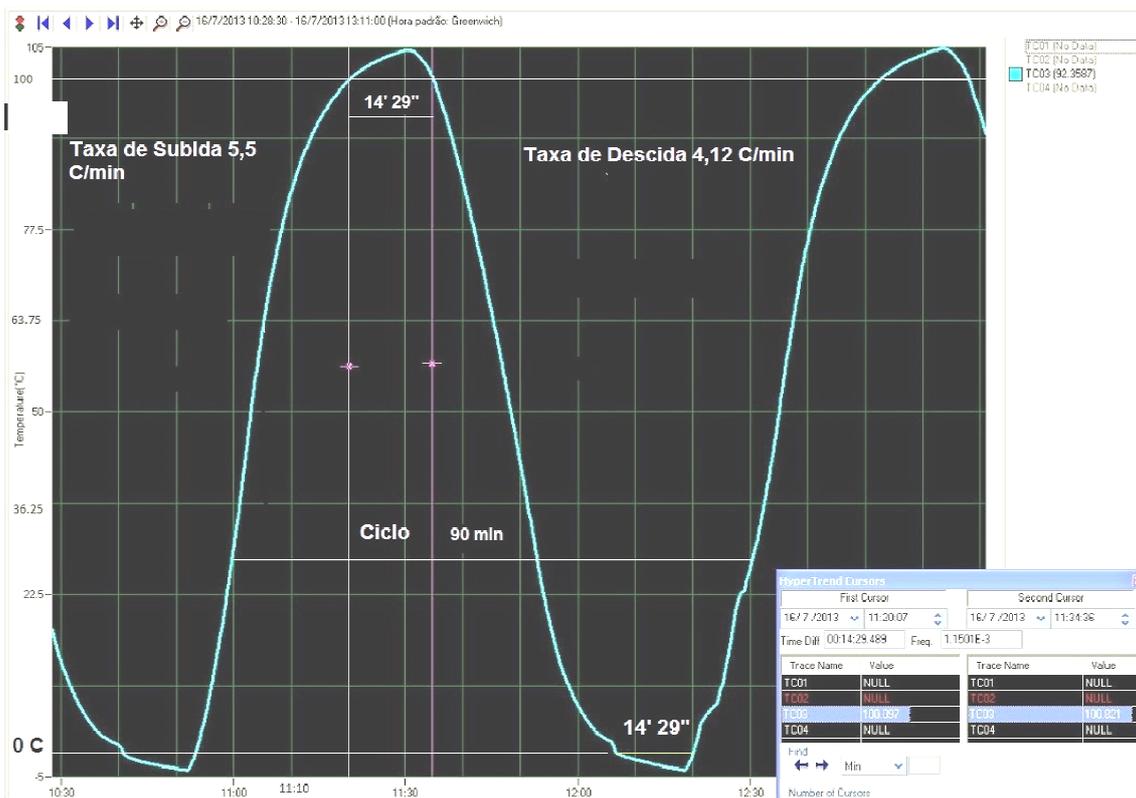


Figura 5.22 - Perfil térmico mostrando a duração do ciclo de 90 min e os patamares superior e inferior ambos com duração de 14 min e 29 s.

Fonte: Instrumentação do LIT (INPE).

5.6.5.1 Fatores de Aceleração

Os fatores de aceleração (FA) foram calculados para cada liga de solda empregada. A Equação 5.8 apresenta a fórmula de Norris e Landzberg de acordo com Perkins e Sitaraman (2009) para o cálculo dos fatores de aceleração. Os coeficientes c_1 , c_2 e c_3 variam de acordo com o tipo de liga de solda.

$$FA = \frac{N_{50a}}{N_{50b}} = \left(\frac{\Delta T_b}{\Delta T_a}\right)^{c_1} \left(\frac{f_a}{f_b}\right)^{c_2} e^{c_3 \left(\frac{1}{T_{pico,a}} - \frac{1}{T_{pico,b}}\right)} \quad (5.8)$$

Onde:

- Para Liga SnPbAg:

- $C_1 = 1,9$;
- $C_2 = 0,333$;
- $C_3 = 1414$.

- Para Liga SAC(305):

- $C_1 = 2,65$;
- $C_2 = 0,136$;
- $C_3 = 2185$.

Onde:

- **a** é um subscrito para condição operacional,
- **b** é um subscrito para condição de teste acelerado,
- N_{50a} - é o número de ciclos para ocorrência de 50% das falhas nas condições operacionais (a),
- N_{50b} - é o número de ciclos para ocorrência de 50% das falhas nas condições de teste acelerado (b),
- ΔT_b - é a faixa de temperatura nas condições de teste acelerado (b),
- ΔT_a - é a faixa de temperatura nas condições operacionais (a),

- f_a - é a frequência em ciclos por hora (cph) nas condições operacionais (a),
- f_b - é a frequência em ciclos por hora (cph) nas condições de teste acelerado (b),
- $T_{\text{pico},a}$ - é a temperatura de pico em Kelvin nas condições Operacionais (a),
- $T_{\text{pico},b}$ - é a temperatura de pico em Kelvin nas condições de teste acelerado (b).

Usando como referência satélites de baixa altitude (LEO), a Tabela 2 da norma IPC-SM-785 (ASSOCIATION CONNECTING ELECTRONICS INDUSTRIES, 1992) estabelece os valores para as condições operacionais (subscrito **a** da Equação 5.8) que são os seguintes:

1. $t_D = 1$ h (tempo de permanência nos patamares quente ou frio);
2. $\Delta T = 35^\circ\text{C}$;
3. Número de ciclos anuais = 8760 (24 ciclos/dia vezes 365 dias);
4. Taxa de risco = 0,001% (10 ppm).

Teste Acelerado para as Ligas SnPbAg e SAC (subscrito **b** da Equação 5.8 para condições do teste acelerado e subscrito **a** da Equação 5.8 para condições operacionais);

1. $\Delta T_b = 100^\circ\text{C}$;
2. $\Delta T_a = 35^\circ\text{C}$;
3. $f_a = 1,5$ cph (duração do ciclo 90 min);
4. $f_b = 1,5$ cph (duração do ciclo 90 min);
5. $T_{\text{pico},a} = 273 + 55 = 308$ K;
6. $T_{\text{pico},b} = 273 + 100 = 373$ K.

Os valores dos Fatores de Aceleração (FA) para cada liga de solda são os seguintes:

1. O valor calculado do fator de aceleração (FA_{SnPbAg}) para a Liga SnPbAg é de 16,36;
2. O valor calculado do fator de aceleração (FA_{SAC}) para a Liga SAC (305) é de 55,61.

5.6.5.2 Números de Ciclos Térmicos para 50% de Falhas dos Itens Originais

Os valores dos números ($N_{50\%}$) de ciclos térmicos para 50% de itens falhos, em condições de teste acelerado, para cada liga de solda (SnPbAg e SAC 305) e para uma missão espacial do tipo LEO com duração de três anos ($N_{50a}=3 \times 8760= 26280$ ciclos) são os seguintes:

1. Para um FA de 16,36 para a liga de solda SnPbAg tem-se:

$$N_{50bSnPbAg} = \frac{N_{50a}}{FA} = \frac{26280}{16,36} = 1606 \text{ ciclos} \quad (5.9)$$

2. Para um FA de 55,61 para a liga de solda SAC (305) tem-se:

$$N_{50bSAC} = \frac{N_{50a}}{FA} = \frac{26280}{55,61} = 473 \text{ ciclos} \quad (5.10)$$

5.6.5.3 Números de Ciclos de Falha para cada Grupo de Amostras

A Tabela 5.12 apresenta o número de ciclos térmicos obtidos durante os testes acelerados, nos instantes da ocorrência da falha, para cada grupo de amostras nas placas de teste. As ocorrências das falhas estão dispostas em ordem crescente de ciclos, para cada grupo de amostras.

Tabela 5.12 - Número de Ciclos da Falha para cada Grupo ou Placa de Teste.

Grupo 1	CBGA 256 SnPbAg	Grupo 2	CBGA 400 SnPbAg	Grupo 3	CBGA 256 LF	Grupo 4	CBGA 400 LF
Ordem	Ciclos	Ordem	Ciclos	Ordem	Ciclos	Ordem	Ciclos
1	94	1	33	1	29	1	1
2	149	2	78	2	38	2	6
3	357	3	84	3	140	3	18
4	416	4	429	4	357	4	28
5	960c	5	588	5	374	5	28
6	960c	6	590	6	422	6	34
7	960c	7	650	7	501	7	62
8	960c	8	681	8	583	8	86

c-censurado; LF- *Lead-free*

O número total de ciclos térmicos empregado no teste acelerado foi de 960 ciclos, superior a quantidade de ciclos requeridos de 473 ciclos para liga SAC 305 e inferior a 1606 ciclos, requeridos para a liga SnPbAg, conforme demonstrado na seção anterior.

O Grupo 1 constituído de componentes CBGA com 256 esferas de liga SnPbAg não chegou a ter todos os componentes falhos antes dos 960 ciclos. Portanto, após a falha de ordem 4, as demais falhas até a oitava, foram consideradas suspensas ou censuradas.

Com relação ao Grupo 4, constituído de componentes CBGA com 400 esferas de solda de liga isenta de chumbo (SAC 305), nota-se que os números de ciclos térmicos de falha são muito baixos. Isto se deve ao fato de que os componentes deste grupo ter sido submetido a um retrabalho que constituiu num ciclo de remoção e ressoldagem dos componentes, resultando numa diminuição da capacidade de adesão das juntas de esfera de solda.

5.6.5.4 Determinação das Distribuições de Probabilidades Estatísticas dos Grupos 1, 2, 3 e 4

Esta seção define as distribuições estatísticas para cada grupo com o auxílio do software MINITAB R-16.

A Tabela 5.13 apresenta as distribuições estatísticas que mais se ajustam aos dados obtidos nos testes. Para isso, é necessário que o valor de p seja maior que 0,05 ou 0,10 dependendo do valor do intervalo de confiança 95 ou 90%. Ao mesmo tempo, a distribuição com a menor estatística de Anderson-Darling (A-D) tem a melhor ajustagem aos dados obtidos nos testes.

Tabela 5.13 - Distribuição das Probabilidades Estatísticas para cada Grupo

<u>Distribuição</u>	<u>Grupo 1</u>		<u>Grupo 2</u>		<u>Grupo 3</u>		<u>Grupo 4</u>	
	<u>A-D</u>	<u>Valor de P</u>						
Weibull com 3P	1,035	<0,005	0,791	0,020	0,389	0,311	0,257	>0,500
Gamma	0,748	0,059	0,866	0,034	0,653	0,100	0,268	>0,250
Largest Ext Value	0,763	0,038	0,817	0,025	0,510	0,184	0,245	>0,250
Lognormal	0,668	0,050	0,805	0,021	0,722	0,035	0,482	0,162
Normal	0,786	0,023	0,678	0,047	0,356	0,359	0,368	0,334
Smallest Ext Value	1,038	<0,010	0,695	0,055	0,306	>0,250	0,575	0,120
Weibull	0,830	0,024	0,944	0,012	0,686	0,059	0,271	>0,250
Exponential	0,748	0,206	0,778	0,188	0,610	0,317	0,267	0,846

Notas:

1. Se o valor de p for menor que 0,05 (para I.C.= 95%) ou menor que 0,10 (para I.C.= 90%), os dados, conseqüentemente, não seguem a distribuição especificada.
2. A distribuição com menor estatística A-D tem a melhor ajustagem aos dados, desde que atenda também ao item anterior..
3. Grupos:
 - a. Grupo 1: CBGA 256 SnPbAg
 - b. Grupo 2: CBGA 400 SnPbAg
 - c. Grupo 3: CBGA 256 SAC 305
 - d. Grupo 4: CBGA 400 SAC 305

Resultados:

As distribuições preferenciais estão sublinhadas e apresentadas a seguir para cada grupo:

- a. Grupo 1:
 - Exponencial
 - Lognormal
- b. Grupo 2:
 - Exponencial

- Smallest Ext Value
- c. Grupo 3:
- Weibull com 3P
 - Gamma
 - Largest Extrem Value
 - Normal
 - Smallest Extreme Value
 - Weibull 2P
- d. Grupo 4:
- Weibull 3P
 - Weibull 2P
 - Seguem todas

Apesar das distribuições preferenciais encontradas por meio do aplicativo MINITAB R-16, Clech et al. (1994) declaram que de todas as distribuições acima, a distribuição de Weibull 3P (três parâmetros β , η e Θ) é aquela que fornece a melhor ajustagem. No entanto, no extremo superior da distribuição, (alto percentual de falha), as distribuições de Weibull 2P e 3P ajustam se igualmente bem e fornecem aproximadamente valores similares de vidas medianas. Por uma questão de praticidade, empregou-se para a presente análise, a distribuição de Weibull 2P (dois parâmetros β e η). Sendo o β o parâmetro de forma e o η o parâmetro de escala.

5.6.5.5 Resultados da Parte Experimental dos Valores de $N_{50\%}$ de cada Grupo de Amostras.

Esta seção apresenta os resultados dos parâmetros de Weibull (2P) obtidos por meio dos testes acelerados realizados nas quatro placas de teste.

Conforme colocado na seção 2.2.2.2 e de acordo com Mattila (2005) será considerado para efeito dos cálculos de número de ciclos para falhar, somente os postos medianos para o tratamento da distribuição de probabilidade de Weibull. O método *mean rank* (posto médio) é um método apropriado para estimar a função distribuição cumulativa $F(t)$ quando a distribuição é simétrica.

No entanto, de acordo com Mattila (2005), isso raramente acontece, e $F(t)$ é, geralmente, mais estimada pelo *median rank* (posto mediano) por ser mais

preciso. Além disso, os *median ranks* estão especificados para um nível de confiança de 50%. Para atender o requisito do documento IPC-SM-785 quanto ao tamanho mínimo de 32 amostras foram acrescentados para cada grupo pontos adicionais de informação (*data points*) censurados. Os pontos de dados, *data points*, foram censurados a partir do número de ciclos 960 ciclos.

5.6.6 Estimativa dos Parâmetros da Distribuição de Probabilidade de Weibull

Segundo Dodson e Schwab (2006), vários métodos estão disponíveis para estimativas de parâmetros da distribuição de Weibull. Na Engenharia da Confiabilidade, os métodos mais empregados para estimativas são os seguintes:

- Estimação pela Máxima Verossimilhança (EMV),
- Gráfico de Probabilidade,
- Gráfico de Risco.

Ainda, segundo Dodson e Schwab (2006), é desejável que o estimador tenha as seguintes propriedades:

- Não seja enviesado. Se o valor estimado for igual ao valor real do parâmetro, é dito ser o valor estimado não enviesado,
- Tenha mínima variância. Quanto menor a variância do valor estimado, menor será o tamanho da amostra necessária para obter o nível de precisão requerida. O estimador mais eficiente é aquele que tem menor variância,
- Consistência. Quando o tamanho da amostra aumenta, o valor do parâmetro estimado torna-se mais próximo do valor real do parâmetro,
- Suficiência. O estimador usa todas as informações disponíveis no conjunto de dados.

Nesta Tese foi empregado o método do Gráfico de Probabilidade, como método para se estimar os parâmetros da distribuição de Weibull 2P. A função distribuição cumulativa foi transformada numa expressão linear, por meio de

uma transformação logarítmica, e após essa transformação foi plotada com auxílio do aplicativo Microsoft Excell. Se o resultado dessa plotagem for uma reta, significa que é aceitável a distribuição assumida e neste caso os parâmetros da distribuição de Weibull 2P podem ser obtidos.

Aplicando-se duas vezes o logarítmico na expressão da função de distribuição cumulativa de Weibull 2P e, em seguida, rearranjando a expressão, têm-se a Equação 5.11;

$$\ln \left[\ln \left(\frac{1}{1-F(x)} \right) \right] = \beta \ln(x) - \beta \ln(\theta) \quad (5.11)$$

Os parâmetros da distribuição de Weibull 2P podem ser estimados, plotando-se o lado esquerdo da Equação 5.5 versus $\ln(x)$ e ajustando uma linha reta aos pontos no gráfico.

O coeficiente angular da reta fornece uma estimativa do parâmetro de forma β e a intersecção com o eixo y pode ser usada para estimar θ (parâmetro de escala). A expressão para a estimativa do parâmetro de escala é dada pela Equação 5.12:

$$\hat{\theta} = \exp \left(-\frac{y_0}{\beta} \right) \quad (5.12)$$

A função de distribuição cumulativa, $F(x)$, conforme já citado, é geralmente estimado por meio dos postos medianos, mas outras estimativas tais como postos médios e o estimador de limite de produto Kaplan-Meier, também poderiam ser empregadas (DODSON e SCHWAB, 2006).

5.6.7 Quadro de Resultados das Estimativas dos Parâmetros da Distribuição de Weibull 2P para os Quatro Grupos com 32 amostras

A Tabela 5.14 apresenta os resultados das estimativas dos parâmetros da distribuição de Weibull 2P obtidas por meio da plotagem realizada com auxílio do aplicativo Excel da Microsoft.

Tabela 5.14 – Resultados das Estimativas dos Parâmetros da Distribuição de Weibull 2P dos Quatro Grupos com 32 amostras.

Amostras	32 amostras					Figuras
Grupos	$\hat{\beta}$	$\hat{\eta}$	$\hat{N}(50\%;95\%)$	$\hat{N}(50\%)$	$\hat{N}(50\%;5\%)$	
1	1,0	3490	3134	2322	4230	5.23
2	0,66	6879	2441	3828	6974	5.24
3	0,68	5000	1901	2835,5	5014	5.25
4	0,58	811	330	446	898	5.26

5.6.8 Gráfico do Grupo 1 (CBGA 256 SnPbAg)

A Figura 5.23 apresenta o Gráfico da Distribuição de Probabilidade de Weibull 2P do Grupo de Amostra 1 para 32 amostras com Limites de Confiança em 5% e 90%. A Tabela 5.15 apresenta as equações empregadas nos cálculos das retas do referido gráfico.

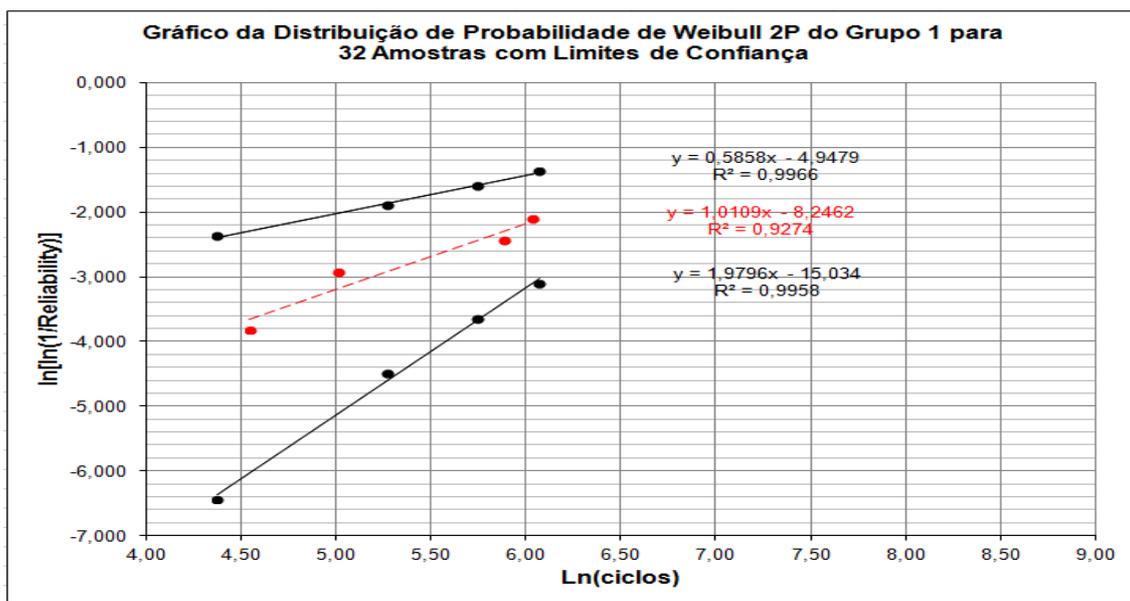


Figura 5.23 - Gráfico da Distribuição de Probabilidade de Weibull 2P do Grupo 1 para 32 amostras com Limites de Confiança de 5% e 95%.
Fonte: Autor

Tabela 5.15- Equações das Retas do Grupo 1.

	Valores	Equações	R^2	Equação
1	$\hat{N}(50;95)$	$y=0,5858x-4,9479$	0,9966	5.12
2	$\hat{N}(50\%)$	$y=1,0109x-8,2462$	0,9274	5.13
3	$\hat{N}(50;5)$	$y=1,9796x-15,034$	0,9958	5.14

5.6.9 Gráfico do Grupo 2 (CBGA 400 SnPbAg)

A Figura 5.24 apresenta o Gráfico da Distribuição de Probabilidade de Weibull 2P do Grupo de Amostra 2 para 32 amostras com Limites de Confiança em 5% e 90%. A Tabela 5.16 apresenta as equações empregadas nos cálculos das retas do referido gráfico.

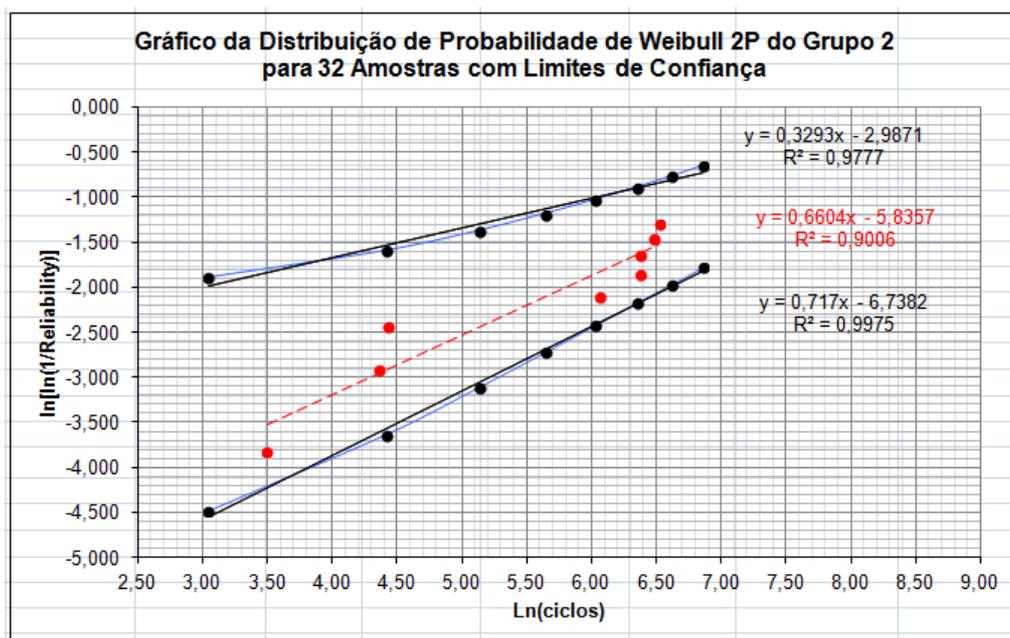


Figura 5.24 – Gráfico da Distribuição de Probabilidade de Weibull 2P do Grupo 2 para 32 amostras com Limites de Confiança 5% e 95%.

Fonte: Autor

Tabela 5.16- Equações das Retas do Grupo 2.

	Valores	Equações	R ²	Equação
1	$\hat{N}(50;95)$	$y=0,3293x-2,9871$	0,9777	5.15
2	$\hat{N}(50\%)$	$y=0,6604x-5,8357$	0,9006	5.16
3	$\hat{N}(50;5)$	$y=0,717x-6,7382$	0,9975	5.17

5.6.10 Gráfico do Grupo 3 (CBGA 256 SAC 305)

A Figura 5.25 apresenta o Gráfico da Distribuição de Probabilidade de Weibull 2P do Grupo de Amostra 3 para 32 amostras com Limites de Confiança em 5% e 90%. A Tabela 5.17 apresenta as equações empregadas nos cálculos das retas do referido gráfico.

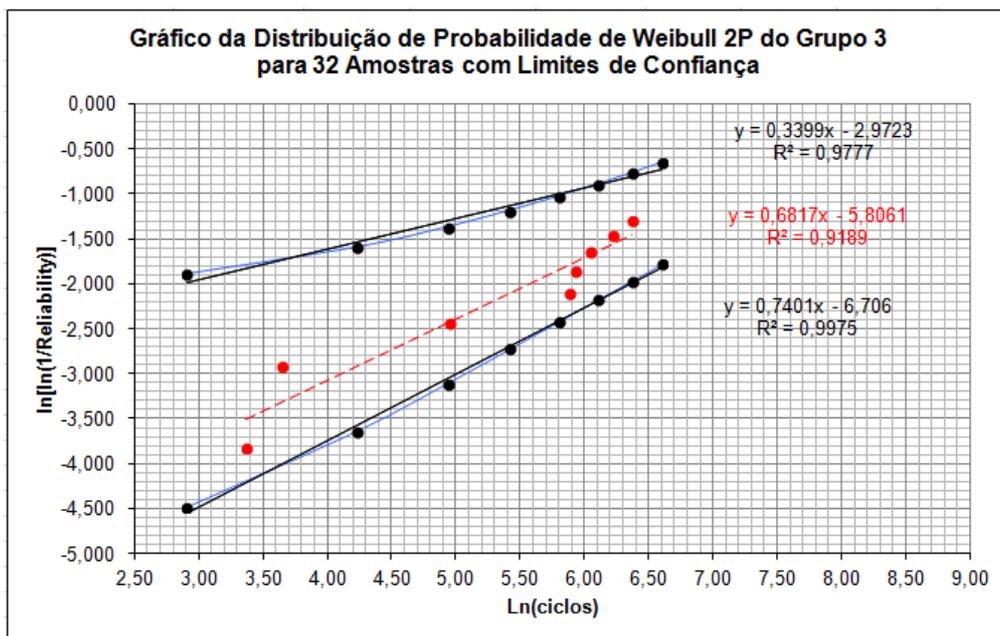


Figura 5.25 - Gráfico da Distribuição de Probabilidade de Weibull 2P do Grupo 3 para 32 amostras com Limites de Confiança 5% e 95%.
Fonte: Autor

Tabela 5.17- Equações das Retas do Grupo 3.

	Valores	Equações	R ²	Equação
1	$\hat{N}(50;95)$	$y=0,3399x-2,9723$	0,9777	5.18
2	$\hat{N}(50\%)$	$y=0,6817x-5,8061$	0,9189	5.19
3	$\hat{N}(50;5)$	$y=0,7401x-6,706$	0,9975	5.20

5.6.11 Gráfico do Grupo 4 (CBGA 400 SAC 305)

A Figura 5.26 apresenta o Gráfico da Distribuição de Probabilidade de Weibull 2P do Grupo de Amostra 4 para 32 amostras com Limites de Confiança em 5% e 90%. A Tabela 5.18 apresenta as equações empregadas nos cálculos das retas do referido gráfico.

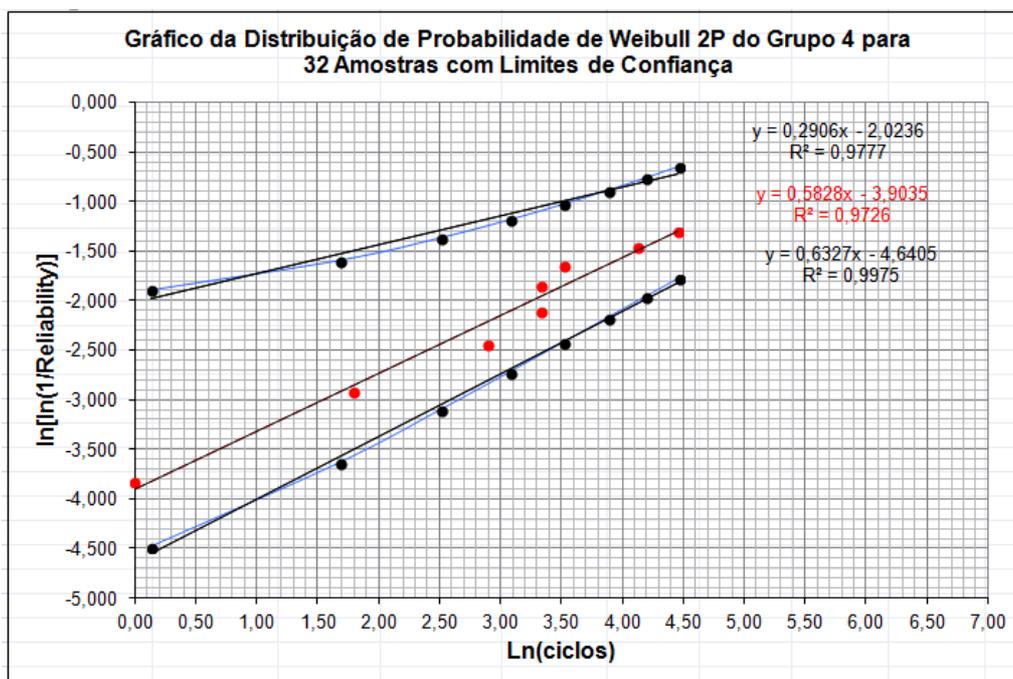


Figura 5.26 - Gráfico da Distribuição de Probabilidade de Weibull 2P do Grupo 4 para 32 amostras com Limites de Confiança 5% e 95%.
Fonte: Autor

Tabela 5.18- Equações das Retas do Grupo 4.

	Valores	Equações	R ²	Equação
1	$\hat{N}(50;95)$	$y=0,2906x-2,0236$	0,9777	5.21
2	$\hat{N}(50\%)$	$y=0,5828x-3,9035$	0,9726	5.22
3	$\hat{N}(50;5)$	$y=0,6327x-4,6405$	0,9975	5.23

5.7 Estudo de Comparação, Seleção e Validação dos Modelos de Regressão RLM, ACP e PLS

Esta seção tem o objetivo de comparar, selecionar e validar os modelos de regressão RLM, ACP e PLS, com relação as suas capacidades preditivas.

5.7.1 Erro Médio Quadrático e Erro Médio Quadrático da Validação Cruzada

Antes de comparar a capacidade preditiva dos modelos de regressão RLM, ACP e PLS, é importante, introduzir algumas medidas de ajuste de modelo aos dados ou parâmetros de projeto e do poder preditivo usado no presente estudo. Essas medidas são sugeridas por Yeniay e Goktas (2002). Em todas as

medidas, existe o interesse de se estimar o desvio médio dos modelos dos dados amostrais empregados.

A primeira medida é o Erro Médio Quadrático (EMQ). O EMQ é uma medida que informa o quanto que o modelo ajusta-se aos dados. É definida pela Equação (5.24):

$$\text{EMQ} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (5.24)$$

Onde:

- \hat{y}_i representa os valores das variáveis preditas quando todas as amostras estão incluídas na formulação do modelo de regressão,
- n é a quantidade de observações originais, sendo no caso presente, igual a 95.

Outra medida importante é o Erro Médio Quadrático da Validação Cruzada (EMQVC), sendo uma medida da capacidade do modelo de prever novas amostras. O EMQVC é definido pela mesma Equação 5.24, exceto que \hat{y}_i são predições na quantidade de $n=13$ das amostras não incluídas na formulação de cada modelo de regressão.

Antes de começar com as comparações dos modelos, de acordo com as medidas EMQ e EMQVC, é oportuno apresentar alguns gráficos, mostrando como cada modelo ajusta-se aos dados de $N_{50\%}$ que geraram cada modelo. Esses gráficos são apresentados nas Figuras 5.27, 5.28 e 5.29 e, elas ajudam a visualizar o desempenho do modelo para cada um dos modelos de predição.

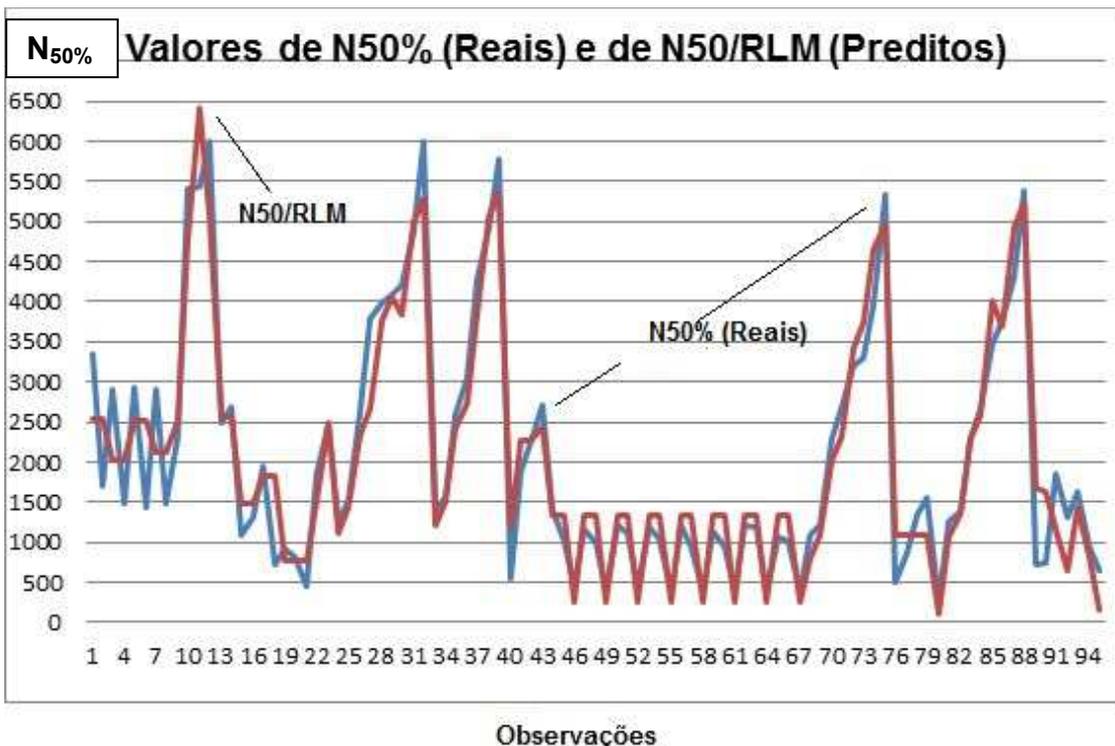


Figura 5.27- Ajustes dos Valores de $N_{50\%}/RLM$ (Preditos) comparados com $N_{50\%}$ (Reais)
 Fonte: Autor

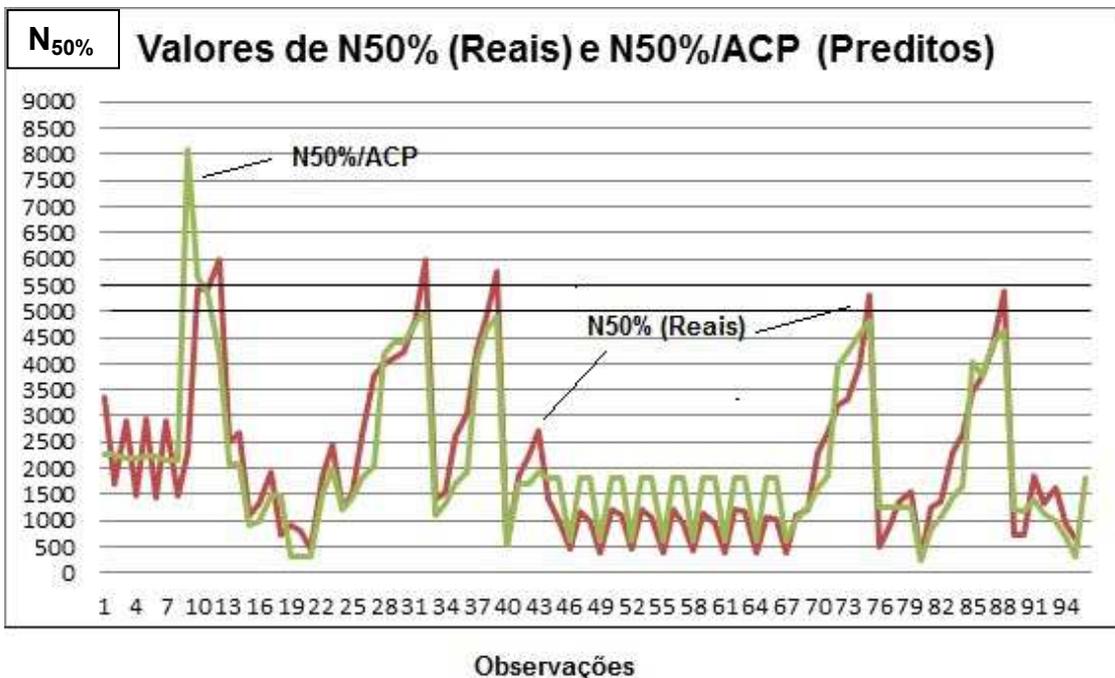


Figura 5.28 - Ajustes dos Valores de $N_{50\%}/ACP$ (Preditos) comparados com $N_{50\%}$ (Reais)
 Fonte: Autor

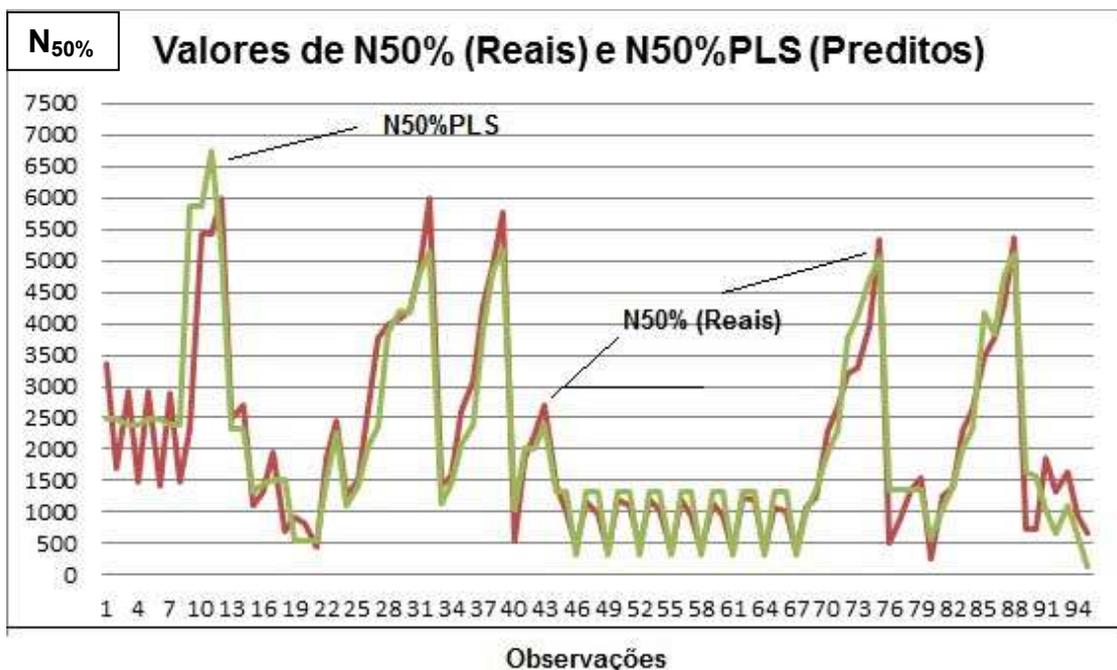


Figura 5.29 - Ajustes dos Valores de N50%/PLS (Preditos) comparados com N50% (Reais)
Fonte: Autor

Observando o modelo de Regressão RLM, apresentado na Figura 5.27, verifica-se que o modelo se ajusta bem aos dados, embora a multicolinearidade existente, possa degradar, severamente, a qualidade da predição.

Por meio das Tabelas 5.19 e 5.20, verifica-se que o modelo é estatisticamente significativo, com valor de $p=0$ e um valor de $R^2(\text{ajustado})= 90,36\%$.

Tabela 5.19- Análise de Variância para N_{50%}

Fonte	GL	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
Regressão	10	199337883	199337883	19933788	89,08	0
Erro Residual	84	18797046	18797046	223774		
Total	94	218134929				

Tabela 5.20 - Resumo do Modelo de Regressão RLM

S = 473,048	$R^2 = 91,38\%$	$R^2(\text{ajust})=$
PRESS = 38265813	$R^2(\text{pred}) = 82,46\%$	90,36%

5.7.2 Dados para os Cálculos de EMQ e para EMQVC para as Observações não incluídas na Formulação dos Modelos de Regressão

Os dados para o cálculo de EMQ são aqueles da Tabela C.1 do Apêndice C, com 95 observações, enquanto que os dados para o cálculo de EMQVC não inseridos nas formulações dos modelos de regressão são aqueles apresentados nas Tabelas 5.21 e 5.22, totalizando 11 observações. Os dados da Tabela 5.21 são referentes aos parâmetros de projeto dos componentes que foram submetidos ao teste acelerado de ciclagem térmica realizado no LIT/INPE.

Tabela 5.21 - Dados de Entrada para os Cálculos dos Números de Ciclos para Falhar dos componentes experimentais com empacotamento CBGAs 256 e 400.

Tipo CBGA	CompDiag (mm)	EspSubst (mm)	ContEsf	CET/Cer (ppm/°C)	CTE/Sold (ppm/°C)	DiaEsf (mm)	ModE/Und	CET/Und	EspPCI (mm)	$\Delta T(^{\circ}C)$
256	29,6982	1,0	256	6,8	17,6	0,7	0	0	1,6	100
400	38,1834	1,0	400	6,8	17,6	0,7	0	0	1,6	100
256	29,6982	1,0	256	6,8	24	0,7	0	0	1,6	100
400	38,1834	1,0	400	6,8	24	0,7	0	0	1,6	100

A Tabela 5.22 apresenta dados experimentais de empacotamentos de CBGA obtidos da literatura (PERKINS; SITARAMAN, 2007). O CET para o material do substrato Alumina é 6,8 ppm/K e para o substrato de alto CET (*High Coefficient Thermal Expansion- HICTE*) é 10,6 ppm/K. Os dados experimentais na Tabela 5.22 estão, também relacionados na Tabela D.2 do Apêndice D correspondendo as observações de 103 a 109.

Tabela 5.22 – Dados Experimentais obtidos da Literatura.

Obs	CompDiag (mm)	EspSubst (mm)	EspPCI (mm)	ContEsf ¹⁸	Material do Substrato	$\Delta T (^{\circ}C)$	N _{50%}
103	35,35	0,8	1,57	361	HICTE	165	2160
104	35,35	1,65	1,57	361	Alumina	100	1870

¹⁸ Valores para contagem de esferas, atribuídos em função do comprimento da diagona. (continua)
(CompDiag). Valores não disponíveis na literatura.

Tabela 5.22- Conclusão

Obs	CompDiag (mm)	EspSubst (mm)	EspPCI (mm)	ContEsf ¹⁸	Material do Substrato	ΔT (°C)	N _{50%}
105	45,96	2,9	1,83	937	Alumina	100	1100
106	45,96	0,8	1,83	937	Alumina	165	990
107	35,35	1,65	1,57	361	Alumina	165	540
108	45,96	1,8	1,83	937	Alumina	165	470
109	45,96	2,9	1,83	937	Alumina	165	320

5.7.3 Cálculo dos Valores de EMQ e EMQVC

A Tabela 5.23 apresenta os resultados dos cálculos de EMQ e EMQVC para os três modelos de Regressão.

O modelo de Regressão RLM apresenta-se como o modelo tendo o menor valor de EMQ. O segundo menor valor de EMQ pertence ao modelo PLS. Nas condições de falta de multicolinearidade nas variáveis independentes, isto indicaria que os modelos RLM e PLS ajustar-se-iam aos dados amostrais melhor que o ACP. Devido à existência de multicolinearidade, mostrada na Tabela 5.5 da seção 5.3.1 com os valores de FIV elevados nos dados usados como parâmetros de projeto, esta interpretação não seria adequada e verdadeira.

Para o propósito de comparação entre os modelos de regressão, com a intenção somente de predição, é inadequado preocupar-se somente com a ajustagem dos modelos.

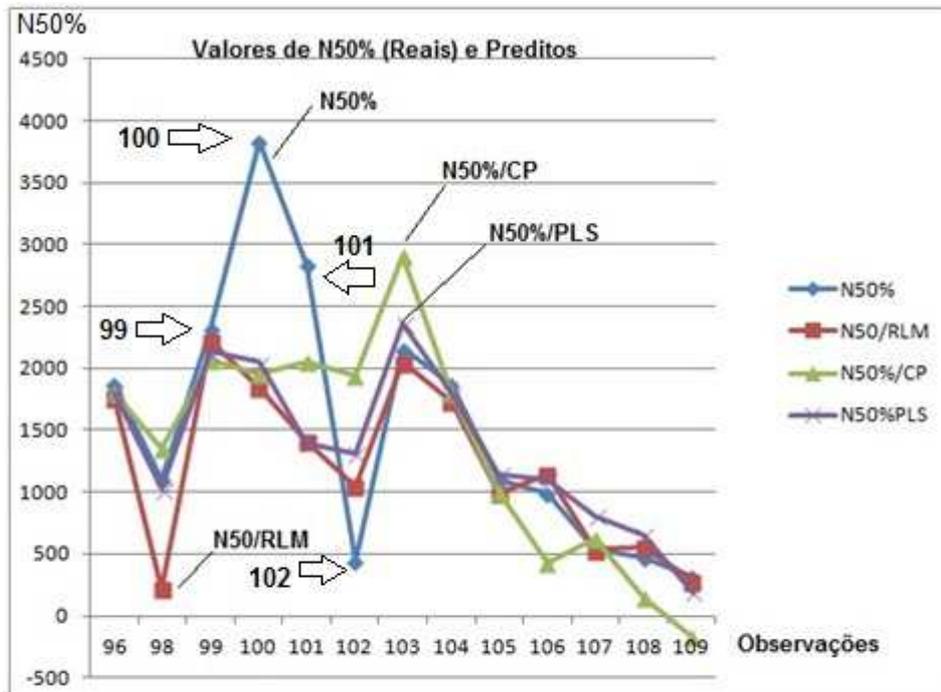
Nota-se que, no entanto, na Tabela 5.23 e de acordo com o valor de EMQVC que o RLM não prediz tão bem, quanto aos demais modelos, mesmo estando os dados amostrais inseridas nos dados originais da Tabela C.1 do Apêndice C. Aqui o melhor modelo é o PLS, seguido do RLM. Quanto menor o valor do erro médio quadrático de validação cruzada (EMQVC), melhor será o modelo de regressão correspondente para os propósitos de predição. Ressaltam-se da comparação dos modelos de regressão que ajustagem e predição são dois aspectos, inteiramente diferentes do desempenho de um modelo.

Tabela 5.23- Valores de EMQ e EMQVC para os Três Modelos RLM, ACP e PLS

Medida	RLM	ACP	PLS
EMQ	444,819	852,632	603,564
EMQVC	743,626	771,070	691,918

O Apêndice D Tabela D.2 apresenta o conjunto de dados com 95 observações com o número de ciclos ($N_{50\%}$) para falhar mais a predição de $N_{50\%}$, empregando o modelo de Regressão PLS ($N_{50\%}$ PLS), incluindo o erro quadrático de ajustagem preditiva (*Predictive Square Error Fit- PSEFit*), os limites superior e inferior de confiança e, finalmente os limites superior e inferior de predição.

As observações de número 96 (exceto 97) a 109 que não fizeram parte da formulação dos modelos de Regressão RLM, ACP e PLS, estão, também na Tabela D.2 do Apêndice D, com seus valores de $N_{50\%}$, $N_{50\%}$ PLS, o PSEFit e os intervalos de confiança e de predição. O gráfico de ajustes de $N_{50\%}$ para os três modelos de Regressão para as observações que não participaram da formulação dos modelos é apresentado na Figura 5.30.



Nota: As observações de número 99 a 102 foram de experimentos realizados no Laboratório de Integração e Testes (LIT) do INPE.
 Fonte: Autor.

Figura 5.30 - Ajustes dos Valores de N50% (Reais) aos Valores de N50% preditos pelos Modelos de Regressão que não participaram da formulação dos modelos.

Nota-se pela Figura 5.30 que os valores dos modelos de predição $N_{50\%}/RLM$, $N_{50\%}/CP$ e $N_{50\%}PLS$ na faixa de observações de 96 a 109 resultando em 13 observações, predizem, aproximadamente, os mesmos valores das observações $N_{50\%}$, exceto para as observações de 100 a 102 inclusive que correspondem às observações referentes aos testes acelerados de ciclagem térmica realizados no LIT. Para a observação 99 que também fez parte dos experimentos realizados no LIT, os resultados dos modelos citados acima também predizem, aproximadamente, o mesmo valor, conforme mostra o gráfico da Figura 5.30.

Observando a Tabela D.2 do Apêndice D pode se constatar que somente as observações 100 e 101 que não fizeram parte da formulação dos modelos de regressão os valores de $N_{50\%}$ não estão inseridos no intervalo de predição.

Além disso, a diferença que aparece entre os números de ciclos $N_{50\%}$ dos componentes testados no laboratório do LIT, correspondentes as observações de 100 e 101 e os calculados pelos modelos de regressão pode ser atribuída a necessidade de melhoria no processo de soldagem dos componentes, no projeto de leiaute das placas de teste, no procedimento e, ainda nas especificações do teste acelerado (perfil, taxa de subida ou de descida da temperatura), etc.

6 CONCLUSÕES

A análise e a predição de vida em fadiga de juntas de solda em empacotamentos de componentes eletrônicos são vitais para os analistas de confiabilidade, diante da complexidade e da diversidade de tipos de empacotamento em uso e por vir. As técnicas desenvolvidas por meio de modelamento de regressão são uma das soluções mais viáveis para esses tipos de problema. Aqui foram apresentadas várias técnicas que se mostraram interessantes pelos resultados obtidos. No final, foi selecionado o modelo de Regressão PLS que se mostrou mais adequado.

Resumidamente, para um estudo de confiabilidade de empacotamento de componentes eletrônicos, foi mostrado que, por meio de Planejamento de Experimento Fatorial Fracionado com oito fatores e 64 observações, com resolução de projeto V, foi possível identificar quais fatores que mais influenciam, tanto positivamente, quanto negativamente, na confiabilidade do tipo de empacotamento CBGA. Conforme afirma Montgomery (2011), os Planejamentos de Experimentos Fatoriais são experimentos de “screening”, tendo o propósito de somente identificar os fatores mais influentes.

Em seguida, foram realizados três modelos de regressão, cada um utilizando um modelo diferente de Regressão. No primeiro, foi empregado o modelo de Regressão Linear Múltipla (RLM) que utiliza a técnica dos mínimos quadrados (OLS). Verificou-se que este modelo é muito susceptível a fatores correlacionados ou mal condicionados. Após o emprego do modelo RLM, para resolver o problema de multicolinearidade, foi empregado o modelo de Análise de Componentes Principais (ACP). E, por último, foi empregado o modelo de Regressão dos Mínimos Quadrados Parciais (PLS) que oferece resultados mais robustos e não é influenciado por fatores correlacionados. A grande vantagem do PLS é que a quantidade de observações pode ser menor que a de fatores, sem prejuízo para os resultados de predição.

A Parte Experimental apresentou um método de estimação dos parâmetros da Distribuição de Probabilidade de Weibull, empregando um dos métodos indicado por Dodson e Schwab (2006) que é o da plotagem da probabilidade.

Com a estimação desses parâmetros foi possível obter a vida média em fadiga das amostras experimentais, colocadas em testes acelerados de ciclagem térmica.

Finalmente, demonstrou-se pela medida do erro médio quadrático de validação cruzada que, quanto menor for este valor, melhor será o modelo de regressão para os propósitos de predição. Os resultados mostraram que o modelo de Regressão realizado com a técnica dos mínimos quadrados parciais (PLS) é aquele que oferece o menor valor do erro médio quadrático além de fornecer maior robustez nas predições e maior isenção das influências com fatores correlacionados.

7 PROPOSTA PARA TRABALHOS FUTUROS

Como proposta para futuros trabalhos, complementando ou mesmo dando sequência às atividades aqui iniciadas, são sugeridas as seguintes tarefas:

1. Para demonstração da viabilidade de se empregar modelos de Regressão PLS, esta Tese se concentrou num único tipo de empacotamento CBGA. Sugere-se, que o mesmo trabalho seja realizado com outros tipos de empacotamento de interesse para o setor espacial.
2. Além do intervalo de confiança obtido para cada predição da vida em fadiga, que diz respeito à incerteza do valor da predição, propõe-se que seja estudado um padrão combinado de incerteza que inclua as incertezas da distribuição de probabilidade de Weibull, a incerteza do cálculo do Fator de Aceleração (FA) e dos fatores (parâmetros de projeto) empregados nos modelos de regressão.
3. Muitos componentes eletrônicos em sistemas espaciais operam em modo *stand-by*, ou são energizados, ocasionalmente, em órbita para realização de várias funções. Quando são ativados geram mais calor, tendo as suas temperaturas elevadas. É natural imaginar que tensões e deformações no empacotamento e/ou nas juntas de solda irão surgir, a partir deste fenômeno, que é conhecido como ciclagem de potência, ou seja, os componentes sofrem com os ciclos de energização e desenergização. Propõe-se que sejam estudados métodos de desenvolvimento de fatores de aceleração que relacionem os testes acelerados de ciclagem térmica com os testes acelerados de ciclagem de potência.
4. Propõe-se o estudo da confiabilidade de ligas de solda isento de chumbo (*leadfree*) e da adição de nanotubos de carbono (*Carbon Nanotubes- CNT*) em ligas de solda, proporcionando uma melhoria na resistência da tensão da solda entre 30 e 50% de acordo com Morris (2006).
5. Propõem-se estudos mais específicos de análise e predição de confiabilidade de diferentes empacotamentos de componentes

eletrônicos, considerando os diversos ambientes: de fabricação, armazenagem, lançamento e operação de satélites em órbita.

6. Propõe-se desenvolver modelos de regressão mais apurados, empregando PLS ou variações deste, com objetivo de se obter resultados mais precisos de predição de vida em fadiga de juntas de solda.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABDI, H. Partial least square regression (PLS regression) In: LEWIS-BECK, M.S.; BRYMAN, A.; FUTING, T. (eds.). **The Sage encyclopedia of social science research methods**. Thousand Oaks, CA: Sage, 2003. p. 792-795.

ABERNETHY, R. B. An overview of Weibull analysis. In: _____ **The new Weibull handbook**. 4. ed. North Palm Beach, FL.: Robert B. Abernethy, 2002. . 1–11

ABTEW, M. Lead free solders for surface mount technology applications (Part 1). **Chipscale Review**, Mar, 1998. Disponível em: <<http://www.chipscalereview.com/9809/m.abtew1.htm>>. Acesso em: 25 mar. 2013.

AGARWAL, R.; OU, S. E.; TU, K. N. Electromigration and critical product in eutectic SnPb solder lines at 100 C. **Journal of Applied Physics**, v. 100, n. 2, p. 024909-1-024909-5, 2006. Disponível em: <http://link.periodicos.capes.gov.br/ez61.periodicos.capes.gov.br/sfxlcl41?url_ver=Z39.88-2004&url_ctx_fmt=infofi/fmt:kev:mtx:ctx&ctx_enc=info:ofi/enc:UTF-8&ctx_ver=Z39.88-2004&rft_id=info:sid/sfxit.com:azlist&sfx.ignore_date_threshold=1&rft.object_id=954922836225&svc.fulltext=yes> Acessado em 15 out. 2013

ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS. In: WIKIPÉDIA, a enciclopédia livre. Flórida: Wikimedia Foundation, 2013. Disponível em: <http://pt.wikipedia.org/w/index.php?title=An%C3%A1lise_de_Componentes_Principais&oldid=37797397>. Acesso em: 05 jan. 2014.

ARUNACHALAM, D. **Ridge regression based development of acceleration factors and closed form life prediction models for lead-free packaging**. 2011. 84 p. Thesis of Master of Science - Auburn University, 2011. Disponível em: <<http://etd.auburn.edu/etd/handle/10415/2697>>. Acesso em: 26 fev. 2013.

ASSOCIATION CONNECTING ELECTRONICS INDUSTRIES. **IPC-SM-785: Guidelines for accelerated reliability testing of surface mount solder attachments**. Bannockburn, IL, IPC, 1992. (IPC-SM-785). 46 p.

ASSOCIATION CONNECTING ELECTRONICS INDUSTRIES. **IPC-9701A: performance test methods and qualification requirements for surface mount solder attachments**. Bannockburn, IL: Association Connecting Electronics Industries, 2006. 18 p.

BGA. In: WIKIPÉDIA, a enciclopédia livre. Flórida: Wikimedia Foundation, 2014. Disponível em: <http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Ball_grid_array&oldid=587842420>. Acesso em: 28 dez. 2013.

BRAUN, T. et al. High temperature potential of flip chip assemblies for automotive applications. In: ELECTRONIC COMPONENTS AND

TECHNOLOGY CONFERENCE, 55., 2005, Lake Buena Vista, FL. **Proceedings...** IEEE, 2005. p. 376-383.. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=1441293>. Acesso em: 12 fev. 2013.

CALLISTER, W. **Materials science and engineering**. New York, NY: John Wiley & Sons, 2007. 975 p. Disponível em: <<http://should-i-read-this.info/wp-content/uploads/pdfs/Materials Science and Engineering by William D Callister - Great Book.pdf>>. Acesso em: 28 dez. 2013.

CHAN, Y. C. et al. Effect of intermetallic compounds on the shear fatigue of Cu/63Sn-37Pb solder joints. **IEEE Transactions on Components, Packaging, and Manufacturing Technology, Part B: Advanced Packaging**, v. 20, n. 4, p. 463-469, 1997.

CHO, S.; HAN, B. Observing real-time thermal deformations in electronic packaging. **Experimental Techniques**, v. 26, n. 3, p. 25, 2002. Disponível em: <<http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1747-1567.2002.tb00065.x/abstract>>. Acesso em: 21 nov. 2013.

CLECH, J.-PM et al. Surface mount assembly failure statistics and failure free time. In: ELECTRONIC COMPONENTS AND TECHNOLOGY CONFERENCE, 44., Washington, D.C. 1-4 May 1994. **Proceedings...** IEEE, 1994. p. 487-497

DARVEAUX, R. et al. Solder joint fatigue life of fine pitch BGAs: impact of design and material choices. **Microelectronics Reliability**, v. 40, n. 7, p. 1117-1127, 2000. Disponível em: <http://www.researchgate.net/publication/238802076_Solder_joint_fatigue_life_of_fine_pitch_BGAs__impact_of_design_and_material_choices> Acesso em 30 nov. 2012

DODSON, B.; SCHWAB, H. **Accelerated testing: a practitioner's guide to accelerated and reliability testing**. Warrendale, PA: SAE International, 2006. 256 p.

DUNFORD, S.; CANUMALLA, S.; VISWANADHARN, P. Intermetallic morphology and damage evolution under thermomechanical fatigue of lead (Pb)-free solder interconnections. In: ELECTRONIC COMPONENTS AND TECHNOLOGY CONFERENCE, 54., 2004, Piscataway, NJ. **Proceedings....** IEEE, 2004. p. 726-736. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=1319418>. Acesso em: 27 set. 2013.

DUNN, B.D. **Metallurgical assessment of spacecraft parts, materials and processes**. Chichester: Wiley, 1996. 686 p.

DYSON, B. F. Diffusion of gold and silver in tin single crystals. **Journal of Applied Physics**, v. 37, n. 6, p. 2375-2377, 1966. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=5134976>. Acesso em: 10 set. 2013.

ENGELMAIER, W. Solder joints in electronics: design for reliability. In: Mahidara, R. K. **Design and reliability of solders and solder interconnections**. Virginia, VA: The Minerals, Metals & Materials Society, p. 9-19, 1997. Disponível em: <<http://analysistech.com/downloads/SolderJointDesignForReliability.PDF>>. Acesso em: 23 nov. 2012.

ENGELMAIER, W. Solder attachment reliability, accelerated testing, and result evaluation. In: Lau, J. H. **Solder joint reliability: theory and applications**. New York: Van Nostrand Reinhold, 1991. cap. 17, p. 545-587.

ERICH, R. et al. Shear testing and failure mode analysis for evaluation of BGA ball attachment. In: ELECTRONICS MANUFACTURING TECHNOLOGY SYMPOSIUM, 24., 1999, Austin, TX. **Proceedings...** IEEE, 1999. p. 16-22. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=804791>. Acesso em: 26 set. 2013.

GELADI, Paul; KOWALSKI, Bruce R. Partial least-squares regression: a tutorial. **Analytica chimica acta**, v. 185, p. 1-17, 1986. Disponível em: <[http://www.udel.edu/chem/analytical/cumes/text-partial least-squares regression.pdf](http://www.udel.edu/chem/analytical/cumes/text-partial%20least-squares%20regression.pdf)>. , 1986

GERKE, R. D.; KROMANN, G. B. Solder joint reliability of high I/O ceramic-ball-grid arrays and ceramic quad-flat-packs in computer environments: the PowerPC 603 TM and PowerPC 604< sup> TM</sup> microprocessors. **IEEE Transactions on Components and Packaging Technologies**, v. 22, n. 4, p. 488-496, 1999. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=814963>. Acesso em: 22 mar. 2013.

GRIGOLETTO, E. M. **Propriedades de tração e de fadiga isotérmica de uma junção de cobre com as ligas Sn63-Pb37, Sn62-Pb36-Ag2 e Sn42-Bi58**. 2003. 148 p. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) - Universidade Estadual de Campinas, Campinas, SP, 2003.

GUO, Z. et al. Effect of composition on the low-cycle fatigue of Pb alloy solder joints. In: ELECTRONIC COMPONENTS AND TECHNOLOGY CONFERENCE, 40., 1990, Las Vegas, NV. **Proceedings...** IEEE, 1990. p. 496-504. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=122234>. Acesso em: 26 set. 2013.

HARIHARAN, G. **Models for thermo-mechanical reliability trade-offs for ball grid array and flip chip packages in extreme environments**. 2007, 260 p. Thesis of Master of Science in Mechanical Engineering - Auburn University. Auburn, AL, 2007. Disponível em: <<http://etd.auburn.edu/etd/handle/10415/820>>. Acesso em: 25 fev. 2013.

HARRIS, P.; CHAGGAR, K. The role of intermetallic compounds in lead-free soldering. **Soldering & surface mount technology**, v. 10, n. 3, p. 38-52, 1998. Disponível em:

<<http://www.emeraldinsight.com/journals.htm?articleid=878506&show=abstract>>. Acesso em: 26 set. 2013.

HO, H. M. et al. Application of moire interferometry in electronics packaging. In: ELECTRONIC PACKAGING TECHNOLOGY CONFERENCE, 1997, Singapore. **Proceedings** IEEE, 1997. p. 277-282. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=723922>. Acesso em: 30 out. 2013.

HONG, B. Z. Thermal fatigue analysis of a CBGA package with lead-free solder fillets. In: THERMAL AND THERMOMECHANICAL PHENOMENA IN ELECTRONIC SYSTEMS - I THERM'98, 6., 1998, Piscataway, NJ. **Proceedings**... IEEE, 1998. p. 205-211. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=689545>. Acesso em: 4 dez. 2013.

HOU, Z. et al. Lead-free solder flip chip-on-laminate assembly and reliability. **IEEE Transactions on Electronics Packaging Manufacturing**, v. 24, n. 4, p. 282-292, 2001. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=980037>. Acesso em: 12 fev. 2013.

HWANG, J. S. **Environment-friendly electronics: lead-free technology**. New York: Electrochemical Publications, 2001. Disponível em: <<http://www.itmconsulting.com/files/e/b/eb587d1d15c1.doc>>. Acesso em: 10 set. 2013.

ILLYEFALVI-VITÉZ, Z. et al. Low cost prototyping of multichip modules-the European INCO-Copernicus project. **Microelectronics international**, v. 16, n. 2, p. 13-19, 1999. Disponível em: <<http://www.emeraldinsight.com/journals.htm?articleid=1455605&show=abstract>>. Acesso em: 10 out. 2013.

INGALLS, E. M. et al. Improvement in reliability with CCGA column density increase to 1 mm pitch. In: ELECTRONIC COMPONENTS & TECHNOLOGY CONFERENCE, 48. 1998, Seattle,WA. **Proceedings**... IEEE, 1998. p. 1298-1304. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=678910>. Acesso em: 12 fev. 2013.

IYER, S.; NAGARUR, N.; DAMOOARAN, P. Model Based Approaches for Selecting Reliable Underfill-Flux Combinations for Flip Chip Packages. **SMTA Journal of Surface Mount Technology**, v. 19, n. 2, p. 19, 2006. Disponível em: <http://www.smta.org/knowledge/journal_detail.cfm?ARTICLE_ID=128>. Acesso em: 12 fev. 2013.

JAGARKAL, S. G. et al. Design optimization and reliability of PWB level electronic package. In: INTERSOCIETY CONFERENCE ON THERMAL AND THERMOMECHANICAL PHENOMENA IN ELECTRONIC SYSTEMS, 9. Las Vegas, may 2004. **Proceedings**... New York, NY, IEEE p. 368-376, 2004

Disponível em:

<http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=1318306>. Acesso em: 12 fev. 2013.

JANG, J. et al. Mechanical tensile fracture behaviors of solid-state-annealed eutectic SnPb and lead-free solder flip chip bumps. In: ELECTRONIC COMPONENTS AND TECHNOLOGY CONFERENCE, 53., 2003, New Orleans, LA. **Proceedings...** IEEE, 2003. p. 680-684 Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=1216356>. Acesso em: 26 set. 2013.

KANG, S. K. et al. Evaluation of thermal fatigue life and failure mechanisms of Sn-Ag-Cu solder joints with reduced Ag contents. In: ELECTRONIC COMPONENTS AND TECHNOLOGY CONFERENCE, 54., 2004, Piscataway, NJ. **Proceedings....** IEEE, 2004. p. 661-667 Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=1319409>. Acesso em: 22 mar. 2013.

KIM, K. S.; HUH, S. H.; SUGANUMA, K. Effects of intermetallic compounds on properties of Sn-Ag-Cu lead-free soldered joints. **Journal of Alloys and Compounds**, v. 352, n. 1, p. 226-236, 2003. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925838802011660>>. Acesso em: 26 set. 2013.

KIM, S.; YOON, J.; JUNG, S.. Interfacial reactions and shear strengths between Sn-Ag-based Pb-free solder balls and Au/EN/Cu metallization. **Journal of electronic materials**, v. 33, n. 10, p. 1182-1189, 2004. Disponível em: <<http://link.springer.com/article/10.1007/s11664-004-0121-y>>. Acesso em: 26 set. 2013.

LAI, Y. S.; WANG, T. Optimal design in enhancing board-level thermomechanical and drop reliability of package-on-package stacking assembly. In: ELECTRONIC PACKAGING TECHNOLOGY CONFERENCE, 7. Singapore, 7-9 Dec. 2005. **Proceedings...** New York, NY, IEEE, p. 335-341, 2005. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=1614417>. Acesso em: 8 fev. 2013.

LAU, J. **Ball grid array technology**. New York: McGraw-Hill, 1995. 636 p.

LEVINE, D.; BERENSON, M.; STEPHAN, D. **Estatística: teoria e aplicações- usando Microsoft Excel português**. 6. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2005. 804 p. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1210867>>. Acesso em: 4 dez. 2013.

LIU, P.; SHANG, J. Influence of microstructure on fatigue crack growth behavior of Sn-Ag solder interfaces. **Journal of Electronic Materials**, v. 29, n. 5, p. 622-627, 2000. Disponível em: <<http://link.springer.com/article/10.1007/s11664-000-0056-x>>. Acesso em: 26 set. 2013.

LIU, J. et al. **Reliability of microtechnology**: interconnects, devices and systems. New York: Springer, 2011. 204 p.

MASTER, R. N. et al. Ceramic column grid array for flip chip applications. In: ELECTRONIC COMPONENTS AND TECHNOLOGY CONFERENCE, 1995. PROCEEDINGS., 45., 1995, Orlando, FL. **Proceedings...** IEEE, 1995. p. 925-929. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=517801>. Acesso em: 10 fev. 2013.

MASTER, R. N. et al. Ceramic ball grid array for AMD K6 microprocessor application. In: ELECTRONIC COMPONENTS & TECHNOLOGY CONFERENCE, 48., 1998, Seattle, WA. **Proceedings...** IEEE, 1998. p. 702-706. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=678775>>.

MATIN, M. A.; VELLINGA, W.; GEERS, M. G. D. Thermomechanical fatigue damage evolution in SAC solder joints. **Materials Science and Engineering: A**, v. 445, p. 73-85, 2007. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S092150930602003X>>. Acesso em: 26 set. 2013.

MATTILA, T. **Electronics manufacturing and product reliability testing**. Helsinki: University of Technology, Laboratory of Electronics Manufacturing, 2006. Disponível em: <www.ept.hut.fi>. Acesso em: 20 out. 2013.

_____. **Reliability of high-density lead-free solder interconnections under thermal cycling and mechanical shock loading**. Helsinki: University of Technology, Laboratory of Electronics Manufacturing, 2005. Thesis of Doctor of Science in Technology. 56 p. Disponível em: <<https://aaltodoc.aalto.fi/handle/123456789/2648>>. Acesso em: 2 dez. 2013.

MATTILA, T.; MARJAMAKI, P.; KIVILAHTI, J. K. Reliability of CSP interconnections under mechanical shock loading conditions. **IEEE Transactions on Components and Packaging Technologies**, v. 29, n. 4, p. 787-795, 2006. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=4016230>. Acesso em: 2 dez. 2013.

MONTGOMERY, D. C.; PECK, E. A.; VINING, G. G. **Introduction to linear regression analysis**. New York: Wiley, 2012. 645 p.

MONTGOMERY, D.C.; RUNGER, G.C. **Applied statistics and probability for engineers**. 5ed. Hoboken, N.J.: Wiley, 2011. 768p.

MORELLATO, S. **Modelos de regressão PLS com erros heteroscedásticos**. 2010. 49 p. Dissertação (Mestrado em Estatística) - UFSCAR, São Carlos, 2010. Disponível em: <<http://www.ime.unicamp.br/sinape/sites/default/files/DissSAM.pdf>>. Acesso em: 15 jul. 2013.

MORRIS JR, J. W.; REYNOLDS, H. L. The influence of microstructure on the failure of eutectic solders. In: DESIGN AND RELIABILITY OF SOLDERS AND SOLDER INTERCONNECTIONS SYMPOSIUM, 1997, Warrendale, PA, **Proceedings...** TMS, 1997. p. 49-58, 1997.

MORRIS, J. E. Nanopackaging: Nanotechnologies and electronics packaging. In: CONFERENCE ON HIGH DENSITY MICROSYSTEM DESIGN AND PACKAGING AND COMPONENT FAILURE ANALYSIS HDP'06, 2006.. **Shanghai. Proceedings...** IEEE, 2006. p. 199-205.

Disponível em:

<<http://ieeexplore.ieee.org/xpl/articleDetails.jsp?arnumber=4433610>>. Acesso em 10 dez. 2013.

MUNCY, J. V; BALDWIN, D. F. A component level predictive reliability modeling methodology. In: SMTA INTERNATIONAL CONFERENCE, 9. 2004, Hawaii, 10-12 Feb. 2004. **Proceedings...** Red Hook, NY, SMTA, p. 482-490, 2004.

Disponível em:

<http://www.smta.org/knowledge/proceedings_abstract.cfm?PROC_ID=1510> Acesso em 30 set. 2013

NIST/SEMATECH. **e-Handbook of statistical methods**. 2012. Disponível em <<http://www.itl.nist.gov/div898/handbook/>> Acesso em 27 set. 2013

NORRIS, K.; LANDZBERG, A. Reliability of controlled collapse interconnections. **IBM Journal of Research and Development**, v. 13, n. 3, p. 266–271, 1969. Disponível em:

<http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=5391811>. Acesso em: 27 mar. 2014.

PAN, N. et al. An acceleration model for Sn-Ag-Cu solder joint reliability under various thermal cycle conditions. In: SMTA INTERNATIONAL CONFERENCE 2005, Chicago, IL, **Proceedings...** 2005. p. 876–883, 2005. Disponível em: <http://www.smta.org/knowledge/proceedings_abstract.cfm?PROC_ID=1815>. Acesso em: 27 set. 2013.

PANG, H. L. J. et al. Microstructure and intermetallic growth effects on shear and fatigue strength of solder joints subjected to thermal cycling aging.

Materials Science and Engineering: A, v. 307, n. 1, p. 42-50, 2001.

Disponível em:

<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0921509300019584>>. Acesso em: 26 set. 2013.

PATEL, K. **CBGA model validation.xls**. Auburn, 2009. Excel spreadsheet. Disponível em: [ftp://ftp.eng.auburn.edu/pub/patelks/Data sets/](ftp://ftp.eng.auburn.edu/pub/patelks/Data%20sets/). Acesso em: 01 jul. 2012.

PENG, C. et al. Reliability analysis and design for the fine-pitch flip chip BGA packaging. **IEEE Transactions on Components and Packaging Technologies**, , v. 27, n. 4, p. 684-693, 2004. Disponível em:

<http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=1362802>. Acesso em: 22 ago. 2013.

PERKINS, A. E.; SITARAMAN, S K. **Solder joint reliability prediction for multiple environments**. New York: Springer, 2009. 192 p.

PERKINS, A.; SITARAMAN, S. K. Predictive fatigue life equation for CBGA electronic packages based on design parameters. In: THERMAL AND THERMOMECHANICAL PHENOMENA IN ELECTRONIC SYSTEMS, I THERM'04, 9., 2004, Las Vegas, NV. **Proceedings...** IEEE, 2004. p. 253-258. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=1318290>. Acesso em: 4 dez. 2013.

PERKINS, A.; SITARAMAN, S. K. Universal fatigue life prediction equation for ceramic ball grid array (CBGA) packages. **Microelectronics Reliability**, v. 47, n. 12, p. 2260–2274, 2007. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0026271407000066>>. Acesso em: 11 out. 2013.

PRABHU, A.; SCHAEFER, W. J.; PATIL, S. High reliability LTCC BGA for telecom applications. In: ELECTRONIC MANUFACTURING TECHNOLOGY SYMPOSIUM, 26., 2000, Santa Clara, CA. **Proceedings...** IEEE, 2000. p. 311-323. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=910743>. Acesso em: 24 set. 2013.

QIAN, Z.; LIU, S. On the life prediction and accelerated testing of solder joints. **The International journal of microcircuits and electronic packaging**, v. 22, n. 4, p. 288-304, 1999. Disponível em: <<http://cat.inist.fr/?aModele=afficheN&cpsidt=1314993>>. Acesso em: 8 dez. 2013.

Rauchenbach, H. S. **Solar cell array handbook: the principles and technology of photovoltaic energy conversion**. New York: Van Nostrand Reinhold, 1980. 549 p.

ROONEY, A. **A historia da matemática: da filosofia ao enigma da matéria negra**. São Paulo: M. Books, 2013. 216 p.

SALMELA, O. Acceleration factors for lead-free solder materials. **IEEE Transactions on Components and Packaging Technologies**, v. 30, n. 4, p. 700-707, 2007. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=4358334>. Acesso em: 10 set. 2013.

SARKKA, J. **A novel method for hazard rate estimates of the second level interconnections in infrastructure electronics**. Oulu: University of Oulu, 2008. 163 p. Disponível em:

<<http://herkules.oulu.fi/isbn9789514288197/isbn9789514288197.pdf>>.
Acessado em 25 mar. 2013.

SCHUBERT, A. et al. **Flip chip solder joint reliability**. Berlim: Fraunhofer Institute for Reliability and Microintegration IZM, 1999. 9 p.

SHARIF, A. et al. Dissolution of electroless Ni metallization by lead-free solder alloys. **Journal of Alloys and Compounds**, v. 388, n. 1, p. 75-82, 2005.
Disponível em:
<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925838804009260>>.
Acesso em: 26 set. 2013.

SHLENS, J. **A tutorial on principal component analysis**. San Diego, CA: Systems Neurobiology Laboratory, University of California at San Diego, 2005. 16 p. Disponível em:
<<http://www.brainmapping.org/NITP/PNA/Readings/pca.pdf>>
Acesso em 10 dez. 2013.

SINGH, N. C. **Thermo-mechanical reliability models for life prediction of area array packages**. 2006. Master of Science Dissertation - Auburn University. Auburn, AL. 251 p. Disponível em:
<http://etd.auburn.edu/etd/bitstream/handle/10415/399/SINGH_NAVEEN_54.pdf?sequence=1> Acesso em: 27 fev 2013

STOYANOV, S.; BAILEY, C.; CROSS, M. Optimisation modelling for flip-chip solder joint reliability. **Soldering & Surface Mount Technology**, v. 14, n. 1, p. 49-58, 2002. Disponível em:
<<http://www.emeraldinsight.com/journals.htm?articleid=878545&show=abstract>>. Acesso em: 8 fev. 2013.

TEO, P.; HUANG, Y. Investigation of under bump metallization systems for flip-chip assemblies. In: ELECTRONIC COMPONENTS & TECHNOLOGY CONFERENCE, 50., 2000, Las Vegas, NV. **Proceedings...** IEEE, 2000. p. 33-39 Disponível em:
<http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=853112>. Acesso em: 12 fev. 2013.

TOBIAS, R. et al. An introduction to partial least squares regression. In: ANNUAL SAS USERS GROUP INTERNATIONAL CONFERENCE, 20., Orlando, FL, 1995. **Proceedings...** Disponível em:
<<http://www.sascommunity.org/sugi/SUGI95/Sugi-95-210 Tobias.pdf>>. Acesso em: 25 jul. 2013.

TOWASHIRAPORN, P. et al. Power cycling thermal fatigue of Sn–Pb solder joints on a chip scale package. **International Journal of Fatigue**, v. 26, n. 5, p. 497-510, 2004.. Disponível em:
<<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S014211230300207X>>.
Acesso em: 26 set. 2013.

VIANCO, P. T. **Corrosion issues in solder joint design and service**. Albuquerque, NM (US):Sandia National Labs., 1999. Disponível em: <http://www.osti.gov/energycitations/product.biblio.jsp?osti_id=14961>. Acesso em: 10 set. 2013.

WANG, L. et al. Evaluation of reworkable underfills for area array packaging encapsulation. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON ADVANCED PACKAGING MATERIALS: PROCESSES, PROPERTIES AND INTERFACES, 2001, Braselton, GA. **Proceedings...** IEEE, 2001. p. 29-36. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=916544>. Acesso em: 10 fev. 2013.

WASSINK, R.; VERGULD, M. **Manufacturing techniques for surface mounted assemblies**. Port Erin, UK: Electrochemical Publications LTD, 1995. 510 p.

WEIBULL, W. A statistical distribution function of wide applicability. **Journal of applied mechanics**, v. 18, n. 9, p. 293–297, 1951. Disponível em: <<http://web.cecs.pdx.edu/~cgshirl/Documents/Weibull-ASME-Paper-1951.pdf>>. Acesso em: 30 set. 2013.

WEIBULL.NL. **Weibull statistics**. 2013. p. 1–12. Disponível em: <<http://www.weibull.nl/weibullstatistics.htm>>. Acessado em 13 out. 2013

WOLD, H. Soft modeling by latent variables: The nonlinear iterative partial least squares approach. In: **Perspectives in probability and statistics, Papers in Honour of MS Bartlett on the occasion of his 65th birthday**. Providence, RI: AMS, 1975. p. 117-142. Disponível em: <<http://www.ams.org/mathscinet/pdf/431486.pdf?pg1=MR&s1=55:4484&loc=froreflist>>. Acesso em: 4 dez. 2013.

WOLD, S.; SJÖSTRÖM, M.; ERIKSSON, L. PLS-regression: a basic tool of chemometrics. **Chemometrics and intelligent laboratory ...**, p. 109–130, 2001. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169743901001551>>. Acesso em: 17 jan. 2014.

WONG, T. E. E. et al. CBGA solder joint thermal fatigue life estimation by a simple method. **Soldering & Surface Mount Technology**, v. 16, n. 2, p. 41–45, 2004. Disponível em: <<http://www.emeraldinsight.com/10.1108/09540910410537327>>. Acesso em: 22 out. 2012.

XIAO, Q.; BAILEY, H.; ARMSTRONG, W. Aging effects on microstructure and tensile property of Sn3. 9Ag0. 6Cu solder alloy. **Journal of Electronic Packaging**, v. 126, n. 2, p. 208–212, 2004. Disponível em: <<http://electronicpackaging.asmedigitalcollection.asme.org/article.aspx?articleID=1407435>>. Acesso em: 10 set. 2013.

YE, H.; BASARAN, C.I.; HOPKINS, Douglas C. Pb phase coarsening in eutectic Pb/Sn flip chip solder joints under electric current stressing. **International Journal of Solids and Structures**, v. 41, n. 9, p. 2743-2755, 2004. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0020768303007005>>. Acesso em: 26 set. 2013.

YENIAY, O.; GOKTAS, A. A comparison of partial least squares regression with other prediction methods. **Hacettepe Journal of Mathematics and Statistics**, v. 31, n. 99, p. 99-111, 2002. Disponível em: <<http://www.mat.hacettepe.edu.tr/hjms/english/issues/vol31/full-text/99-111.pdf>>. Acesso em: 31 out. 2013.

ZHANG, C.; LIN, J.; LI, L. Thermal fatigue properties of lead-free solders on Cu and NiP under bump metallurgies. In: ELECTRONIC COMPONENTS AND TECHNOLOGY CONFERENCE, 51., 2001, Orlando, FL. **Proceedings... IEEE**, 2001. p. 463-470. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=927768&tag=1>. Acesso em: 10 fev. 2013.

ZHU, J.; ZOU, D. LIU, S. High temperature deformation of area array packages by moiré interferometry/FEM hybrid method. In: ELECTRONIC COMPONENTS AND TECHNOLOGY CONFERENCE, 47., 1997, San Jose, CA. **Proceedings... IEEE**, 1997. p. 444-452. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=606208>. Acesso em: 12 fev. 2013.

GLOSSÁRIO

Análise de Componentes Principais (Método) – É um procedimento matemático que transforma um conjunto de variáveis originais observadas, correlacionadas, em um conjunto menor de combinações lineares de variáveis não correlacionadas (chamado de componentes principais) que explicam muito a variância observada nas variáveis originais. Na análise de componentes principais, primeiro se calcula o conjunto de autovetores ortogonais da matriz de correlação ou de covariância das variáveis. A matriz de componentes principais é o produto da matriz de autovetores com a matriz de variáveis independentes. A primeira componente apresenta a maior percentagem da variação total dos dados. A segunda componente principal representa a segunda maior percentagem da variação total dos dados, e assim por diante. A meta de componentes principais é o de explicar a quantidade máxima de variância com o menor número de componentes.

choque térmico – Variação abrupta de temperatura causando um gradiente repentino de temperatura e tensão no espécime. Como regra, a taxa de rampa excede 30°C/min. (IPC-SM-785)

ciclagem de temperatura (ciclagem térmica) – Variação mais lenta de temperatura insuficiente para produzir choque térmico no espécime. A taxa de rampa usada é menor que 20°C/min. (IPC-SM-785)

co-fired – dispositivos cerâmicos *co-fired* de baixa temperatura de sinterização (*Low temperature co-fired ceramic-LTCC*) são dispositivos microeletrônicos monolíticos. Neste contexto cerâmicos “co-fired” significa que a estrutura de suporte cerâmica e qualquer material condutivo, resistivo e dielétrico são queimados num forno ao mesmo tempo e a “baixa temperatura” significa que a sinterização é realizada numa temperatura menor que 1000°C. Os dispositivos LTCC incluem capacitores, indutores, resistores, transformadores e circuitos híbridos. Os processos LTCC podem ser também usados para fazer empacotamentos para circuitos integrados. Os dispositivos são feitos processando certo número de camadas independentemente e montando-os no

dispositivo, numa etapa final. Isto difere da fabricação de dispositivo semicondutor, onde as camadas são processadas serialmente; cada nova camada é fabricada em cima das camadas anteriores.

fadiga térmica – Expansão térmica de uma seção ou de toda peça que resulta na degradação ou na trinca do material causado por repetidos aquecimentos e resfriamentos. (IPC-SM-785)

flip chip - É um método de interligação para os dispositivos semicondutores, tais como *chips* (pastilhas) de circuito integrado e sistemas microeletromecânicos (MEMS), para um circuito externo com ressaltos de solda, depositados sobre os *pads* dos *chips*. Esses ressaltos de solda são depositados sobre os *pads* dos chips no lado de cima do wafer durante a sua etapa final de processamento.

fluência - Os materiais são muitas vezes colocados em serviço em temperaturas elevadas e expostos a tensões mecânicas estáticas (por exemplo, os rotores de turbina em motores a jato e geradores de vapor que experimentam tensões centrífugas e linhas de vapor de alta pressão). As deformações sob tais circunstâncias, são denominadas de fluência. É definido como a deformação dependente do tempo e permanente de materiais quando sujeitos a cargas ou tensões constantes. A fluência é normalmente um fenómeno indesejável e muitas vezes é o fator de limitação no tempo de vida de um item. A fluência apresenta-se em todos os tipos de materiais. Para os metais, torna-se importante apenas para temperaturas superiores a $0,4T_f$ (T_f - temperatura absoluta de fusão). Os polímeros amorfos, que incluem os plásticos e borrachas, são especialmente sensíveis à deformação (CALLISTER, 2007).

fratura frágil – É uma fratura que ocorre por meio da propagação rápida de uma trinca e sem uma deformação macroscópica apreciável (CALLISTER, 2007).

interferometria moiré a laser- A interferometria moiré a laser é uma técnica óptica que utiliza a interação de um grade de difração de linhas cruzadas sobre a amostra e quatro feixes coerentes para produzir franjas moiré em N_x e N_y que representam, respectivamente, deslocamentos nas direções horizontal e vertical. A capacidade do laser moiré de capturar a deformação de todo o campo e a deformação de uma única junta é fundamental para a compreensão de como as juntas de solda falham e para verificar o comportamento predito em modelos feitos com elementos finitos.

intervalo de Predição e de Confiança de Predição - Os tipos de intervalos de confiança utilizados para predições em regressão e outros modelos lineares são os seguintes:

-**Intervalo de predição:** Representa uma faixa de valores que uma única nova observação é provável cair dadas configurações específicas dos preditores.

-**Intervalo de confiança da predição:** Representa um intervalo que a resposta média é provável cair dadas configurações específicas dos preditores. O intervalo de predição é sempre mais amplo do que o intervalo de confiança correspondente, devido à incerteza na predição adicional envolvida numa única resposta versus a resposta média.

overfitting – *Overfitting* (sobreajuste) refere-se a modelos que parecem explicar a relação entre as variáveis preditoras e as variáveis de resposta para os dados utilizados para o cálculo do modelo, mas falham porque não conseguem fornecer predições válidas para novas observações.

predictive residual sum of squares (PRESS) – PRESS significa soma dos quadrados dos resíduos preditivos. Ele avalia a capacidade preditiva do modelo. Em geral, quanto menor o valor de PRESS, melhor será a capacidade preditiva do modelo. PRESS é usada para calcular o R^2 preditivo que é geralmente mais intuitivo de interpretar. Juntos, essas estatísticas podem ajudar a evitar o *overfitting* do modelo porque ele é calculado usando observações não incluídas na estimativa do modelo.

Partial Least Squares (PLS) - O PLS reduz o número de preditores, extraindo os componentes não correlacionados, baseado na covariância entre as

variáveis preditoras e de resposta. PLS é semelhante à regressão realizada com método de componentes principais e com a regressão ridge, mas difere no seu método computacional. O algoritmo PLS produz uma sequência de modelos, em que cada modelo consecutivo contém uma componente adicional. Os componentes são calculados um de cada vez, começando com a matriz x e y normalizada. Os componentes subsequentes são calculados a partir da matriz residual x e y ; as iterações param ao atingir o número máximo de componentes ou quando os resíduos de x tornam-se a matriz zero. Se o número de componentes se igualar ao número de preditores, o modelo PLS passa a ser igual ao modelo de Regressão realizado pelos mínimos quadrados ordinários (RLM). A validação cruzada (*cross-validation*) é utilizada para identificar a quantidade de componentes que minimiza o erro de predição. O PLS realiza a decomposição nos preditores e nas respostas ao mesmo tempo. Após isso, é determinada a quantidade de componentes, calculado as cargas e os coeficientes de regressão para cada preditor. O PLS emprega um dos algoritmos conhecido como iterativo não-linear de mínimos quadrados parciais, em inglês *Non-linear Iterative Partial Least Squares* (NIPALS) desenvolvido por Herman Wold para resolver problemas associados com dados mal-condicionados.

R² (R-sq) - Percentual de variação da variável resposta explicada pela sua relação com uma ou mais variáveis de predição, ajustado para o número de preditores do modelo.

R² preditivo - Usado na análise de regressão para indicar quanto o modelo prediz bem as respostas para novas observações, enquanto que R² indica quanto o modelo ajusta seus dados. O R² predito pode impedir o *overfitting* do modelo e pode ser mais útil do que o “R² ajustado” para a comparação de modelos, porque ele é calculado usando observações não incluídas na estimativa do modelo.

R² ajustado (R-sq (adj)) - Percentual de variação da variável resposta explicada pela sua relação com uma ou mais variáveis de predição, ajustados para o número de preditores do modelo. Este ajuste é importante porque a R² para qualquer modelo aumentará sempre quando um novo termo é adicionado.

Um modelo com mais termos pode parecer ter um melhor ajuste, simplesmente porque tem mais termos. No entanto, certos aumentos de R^2 podem ser devidos ao acaso. O R^2 ajustado é uma ferramenta útil para comparar o poder de explicação dos modelos com diferentes números de preditores. O R^2 ajustado só aumentará se o novo termo melhorar o modelo mais do que seria o esperado. Ele diminuirá quando um preditor melhorar o modelo menos do que seria o esperado.

Taxa de Risco (*Hazard Rate*) – Taxa de risco é a taxa de falha (*failure rate*) normalizada com relação ao número de componentes, partes operacionais sobreviventes. (LIU et al., 2011)

Teste de Hipótese - Um procedimento que avalia duas afirmações mutuamente exclusivas sobre uma população. Um teste de hipótese usa dados da amostra para determinar qual afirmação é mais bem suportada pelos dados. Estas duas afirmações são chamadas de hipótese nula e de hipóteses alternativas. Eles são sempre afirmações sobre atributos da população, tais como o valor de um parâmetro, a diferença entre os parâmetros correspondentes de várias populações ou do tipo de distribuição que melhor descreve a população.

APÊNDICE A – PLANEJAMENTO DE EXPERIMENTO FATORIAL FRACIONADO

A.1- Introdução

Este Apêndice complementa as informações sobre o Planejamento de Experimento Fatorial Fracionado apresentado no item 5.2 com listagem gerada pelo aplicativo MINITAB R-16.

A.2 - Dados sobre o Planejamento de Experimento Fatorial Fracionado

Esta seção apresenta a listagem do Planejamento de Experimento Fatorial para a variável dependente $N_{50\%}$ e os parâmetros de projeto (fatores).

A.2.1 Geradores de Projeto:

Os geradores de projeto realizados com os fatores A, B, C, D, etc., são os seguintes:

G = ABCD; H = ABEF ou

I=ABCDG; I=ABEFH

A.2.2 Estrutura de Associações (Alias)

A estrutura de associações (alias) até a 4ª ordem é apresentada na Tabela A.1.

Tabela A.1- Estrutura de Alias

Estrutura de Associações (Alias)
A + BCDG + BEFH
B + ACDG + AEFH
C + ABDG
D + ABCG
E + ABFH
F + ABEH
G + ABCD
H + ABEF
AB + CDG + EFH
AC + BDG
AD + BCG

Tabela A.1 - continuação

Estrutura de Associações (Alias)
AE + BFH
AF + BEH
AG + BCD
AH + BEF
BC + ADG
BD + ACG
BE + AFH
BF + AEH
BG + ACD
BH + AEF
CD + ABG + EFGH
CE + DFGH
CF + DEGH
CG + ABD + DEFH
CH + DEFG
DE + CFGH
DF + CEGH
DG + ABC + CEFH
DH + CEFG
EF + ABH + CDGH
EG + CDFH
EH + ABF + CDFG
FG + CDEH
FH + ABE + CDEG
GH + CDEF
ACE + BCFH + BDEG
ACF + BCEH + BDFG
ACH + BCEF + BDGH
ADE + BCEG + BDFH
ADF + BCFG + BDEH
ADH + BCGH + BDEF
AEG + BCDE + BFGH
AFG + BCDF + BEGH
AGH + BCDH + BEFG
BCE + ACFH + ADEG
BCF + ACEH + ADFG
BCH + ACEF + ADGH
BDE + ACEG + ADFH
BDF + ACFG + ADEH
BDH + ACGH + ADEF
BEG + ACDE + AFGH
BFG + ACDF + AEGH
BGH + ACDH + AEFG

Tabela A.1 - conclusão

Estrutura de Associações (Alias)
CDE + FGH + ABEG
CDF + EGH + ABFG
CDH + EFG + ABGH
CEF + DGH + ABCH
CEG + DFH + ABDE
CEH + DFG + ABCF
CFG + DEH + ABDF
CFH + DEG + ABCE
CGH + DEF + ABDH

A.2.3 Variável Dependente $N_{50\%}$ versus Parâmetros de Projeto (Fatores)

A Tabela A.2 apresenta os termos, os efeitos, os coeficientes estimados, o erro padrão dos coeficientes (Standard Error-SE), a estatística **T** e o valor de **p** do Planejamento de Experimento Fatorial Fracionado tendo como variável dependente $N_{50\%}$.

Tabela A.2- $N_{50\%}$ versus Efeitos dos Fatores e Coeficientes Estimados para $N_{50\%}$ com Unidades Codificadas.

a) Termos (Coeficientes)

Termos (Coeficientes)	Efeitos	Coef	SE Coef¹⁹	T	P
Constante		7137	3261,6	2,19	0,033
CompDiag	-8000	-4000	2530,8	-1,58	0,119
EspSubst	4349	2175	3699,8	0,59	0,559
ContEsf	777	388	3769,2	0,1	0,918
CET/Cer	3019	1509	244,3	6,18	0
CET/Sol	-8059	-4029	5589,7	-0,72	0,474
DiaEsf	-11908	-5954	9449,7	-0,63	0,531
ModE/Und	3281	1641	339	4,84	0
CET/Und	-4760	-2380	655,1	-3,63	0,001
EspPCI	-14538	-7269	13167,9	-0,55	0,583
ΔT	3103	1552	3286,2	0,47	0,639
CompDiag*EspSubst	1525	763	1336,5	0,57	0,57
CompDiag*ContEsf	-940	-470	1321,9	-0,36	0,723
CompDiag*CET/Cer	-1822	-911	898,3	-1,01	0,315

(continua)

¹⁹ SE Coef- Erro padrão dos coeficientes

Tabela A.2 - conclusão

Termos (Coeficientes)	Efeitos	Coef	SE Coef¹⁹	T	P
CompDiag*CET/Sol	2207	1103	1916,8	0,58	0,567
CompDiag*DiaEsf	-38	-19	1458	-0,01	0,99
CompDiag*EspPCI	143	71	1777,9	0,04	0,968
CompDiaDiag*ΔT	-3568	-1784	3106,6	-0,57	0,568
EspSubst*ContEsf	-1873	-936	1502,2	-0,62	0,535
EspSubst*CET/Cer	43	21	103,3	0,21	0,836
EspSubst*CET/Sol	-822	-411	391,6	-1,05	0,298
EspSubst*DiaEsf	-1810	-905	1044,9	-0,87	0,39
EspSubst*EspPCI	549	274	123,4	2,22	0,03
EspSubst*ΔT	4906	2453	3373,1	0,73	0,47
ContEsf*CET/Cer	1441	721	1002,6	0,72	0,475
ContEsf*CET/Sol	-2694	-1347	1029,5	-1,31	0,196
ContEsf*DiaEsf	-1806	-903	2483,1	-0,36	0,717
ContEsf*EspPCI	119	60	2170,7	0,03	0,978
ContEsf*ΔT	-3037	-1519	2421,2	-0,63	0,533
CET/Cer*DiaEsf	293	147	682,4	0,21	0,831
CET/Cer*EspPCI	-260	-130	84,6	-1,54	0,129
CET/Sol*ΔT	-7336	-3668	5703,9	-0,64	0,523
DiaEsf*EspPCI	-718	-359	1495,8	-0,24	0,811
DiaEsf*ΔT	-11004	-5502	9564,5	-0,58	0,567
ModE/Und*CET/Und	-5065	-2533	1006,0	-2,52	0,015
EspPCI*ΔT	-14799	-7400	13259,8	-0,56	0,579

b) Resumo do Modelo

$S^{20} =$ 412,606	$PRESS^{21} =$ *	$R^2 = 95,40\%$	R^2 (pred) = *%	R^2 (adj) = 92,66%
-----------------------	---------------------	-----------------	----------------------	-------------------------

A.2.4 Análise de Variância para $N_{50\%}$ (unidades codificadas)

A Tabela A.3 apresenta o resultado da Análise de Variância para a variável dependente $N_{50\%}$.

Os fatores na Tabela A.3 com valor de p acima de $\alpha = 0,05$ (nível de significância), não têm significado estatístico para este estudo, por esta razão não foram considerados.

²⁰ S é o desvio padrão

²¹ PRESS significa *Prediction Residual Sum of Squares*

Tabela A.3- Análise de Variância para N₅₀%.

Fontes	GL	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
Efeitos Principais	10	1,99E+08	18299992	1829999	10,75	0
CompDiag	1	17513133	425248	425248	2,5	0,119
EspSubstr	1	2052335	58813	58813	0,35	0,559
ContEsf	1	2078195	1808	1808	0,01	0,918
CET/Cer	1	1,17E+08	6495393	6495393	38,15	0
CET/Sol	1	15996049	88468	88468	0,52	0,474
DiaEsf	1	3282257	67583	67583	0,4	0,531
ModE/Und	1	27565068	3988366	3988366	23,43	0
CET/Und	1	972840	2246977	2246977	13,2	0,001
EspPCI	1	398288	51879	51879	0,3	0,583
ΔT	1	12077476	37953	37953	0,22	0,639
<u>Interações 2-Way</u>	25	8752675	8752675	350107	2,06	0,012
CompDia*EspSubst	1	203418	55435	55435	0,33	0,57
CompDia*ContEsf	1	76688	21518	21518	0,13	0,723
CompDia*CET/Cer	1	1067812	175171	175171	1,03	0,315
CompDia*CET/Sol	1	373635	56424	56424	0,33	0,567
CompDia*DiaEsf	1	114159	29	29	0	0,99
CompDia*EspPCI	1	5	274	274	0	0,968
CompDia* ΔT	1	412103	56138	56138	0,33	0,568
EspSubst*ContEsf	1	1170	66139	66139	0,39	0,535
EspSubst*CET/Cer	1	36	7331	7331	0,04	0,836
EspSubst*CET/Sol	1	1342207	187338	187338	1,1	0,298
EspSubst*DiaEsf	1	112920	127679	127679	0,75	0,39
EspSubst*EspPCI	1	870065	841566	841566	4,94	0,03
EspSubst* ΔT	1	263980	90029	90029	0,53	0,47
ContEsf*CET/Cer	1	150043	87974	87974	0,52	0,475
ContEsf*CET/Sol	1	468365	291489	291489	1,71	0,196
ContEsf*DiaEsf	1	10929	22502	22502	0,13	0,717
ContEsf*EspPCI	1	160455	128	128	0	0,978
ContEsf* ΔT	1	77488	66974	66974	0,39	0,533
CET/Cer*DiaEsf	1	74690	7861	7861	0,05	0,831
CET/Cer*EspPCI	1	580986	403767	403767	2,37	0,129
CET/Sol* ΔT	1	1289047	70400	70400	0,41	0,523
DiaEsf*EspPCI	1	6211	9803	9803	0,06	0,811
DiaEsf* ΔT	1	2104	56335	56335	0,33	0,567
ModE/Und*CET/Und	1	1041142	1079143	1079143	6,34	0,015
EspPCI* ΔT	1	53017	53017	53017	0,31	0,579
<u>Erro Residual</u>	59	10044371	10044371	170244		
<u>Falta de Ajuste</u>	24	3619763	3619763	150823	0,82	0,689

(continua)

Tabela A.3 - conclusão

Fontes	GL	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
<u>Erro Puro</u>	35	6424607	6424607	183560		
<u>Total</u>	94	2,18E+08				

Os termos apresentados na Tabela A.4 não puderam ser estimados e foram removidos sem prejuízo para o desenvolvimento do modelo.

Tabela A.4- Interações Removidas.

Interações Removidas
CompDiag*ModE/Und
CompDiag*CET/Und
EspSubst*ModE/Und
EspSubst*CET/Und
ContEsf*ModE/Und
ContEsf*CET/Und
CET/Cer*CET/Sol
CET/Cer*ModE/Und
CET/Cer*CET/Und
CET/Cer* ΔT
CET/Sol*DiaEsf
CET/Sol*ModE/Und
CET/Sol*CET/Und
CET/Sol*EspPCI
DiaEsf*ModE/Und
DiaEsf*CET/Und
ModE/Und*EspPCI
ModE/Und* ΔT
CET/Und*EspPCI
CET/Und* ΔT

A.2.5 Observações incomuns para $N_{50\%}$

A Tabela A.5 apresenta as observações incomuns para $N_{50\%}$.

Tabela A.5- Observações Incomuns para $N_{50\%}$.

Obs	$N_{50\%}$	Fit	SE Fit	Residual	St Resid	
37	712	1348,29	267,77	-636,29	-2,03	R
41	1320	1320	412,61	0	*	X
46	2320	2560,71	400,68	-240,71	-2,44	R
47	5420	4563,65	217,9	856,35	2,44	R
48	5440	5907,68	365,55	-467,68	-2,44	R
49	6000	6035,35	412,35	-35,35	-2,44	RX
51	260	260,28	412,6	-0,28	-0,32	X
52	540	530,48	412,56	9,52	1,6	X
57	1103	1108,18	412,59	-5,18	-1,6	X
59	3360	2335,15	227,6	1024,85	2,98	R
60	2915	2114	276,54	801	2,62	R
64	1483	2114	276,54	-631	-2,06	R
65	1434	2376,34	202,99	-942,34	-2,62	R
66	1477	2280,54	264,05	-803,54	-2,53	R

Legenda

R significa uma observação com grande resíduo normalizado.

X significa uma observação cujo valor de X fornece um grande poder de influência sobre os demais fatores.

A.2.6 Ajuste Fatorial

A Tabela A.6 apresenta os termos, os efeitos, os coeficientes estimados, o erro padrão dos coeficientes (*Standard Error-SE*), a estatística **T** e o valor de **p** do segundo ajuste fatorial do Planejamento de Experimento Fatorial Fracionado, tendo como variável dependente $N_{50\%}$, com a remoção de todos os termos que apresentavam, anteriormente, os valores de $p > 0,05$.

Tabela A.6- N 50% versus EspSubst; CET/Cer; ModE/Und; CET/Und; EspPCI com a remoção de todos os termos com o valor de $p > 0,050$

a) Termos (Coeficientes)

Termos (Coeficientes)	Efeito	Coef	SE Coef	T	P
Constante		5571	447	12,46	0
EspSubst	-932	-466	138,7	-3,36	0,001
CET/Cer	3156	1578	116,8	13,52	0
ModE/Und	3798	1899	637,7	2,98	0,004
CET/Und	-4799	-2399	1252,7	-1,92	0,059
EspPCI	-193	-96	152,6	-0,63	0,53
EspSubst*EspPCI	183	91	201,9	0,45	0,652
ModE/Und*CET/Und	-6592	-3296	1892,8	-1,74	0,085

b) Resumo do Modelo

S = 788,990	PRESS = 1129805956	R ² = 75,17%	R ² (adj)= 73,17%
-------------	--------------------	-------------------------	------------------------------

A.2.7 Análise de Variância para N_{50%} (unidades codificadas) depois do Ajuste Fatorial

A Tabela A.7 apresenta o resultado da Análise de Variância para a variável dependente N_{50%}, para o segundo ajuste, com a remoção de todos os termos que apresentavam, anteriormente, os valores de $p > 0,05$.

Tabela A.7- Análise de Variância para N_{50%}.

Fonte	GL	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
Efeitos Principais	5	1,62E+08	1,39E+08	27746187	44,57	0
EspSubst	1	4268546	7019279	7019279	11,28	0,001
CET/Cer	1	1,14E+08	1,14E+08	1,14E+08	182,66	0
ModE/Und	1	43035207	5518577	5518577	8,87	0,004
CET/Und	1	361690	2283526	2283526	3,67	0,059
EspPCI	1	419847	247789	247789	0,4	0,53
Interações two-way	2	2027803	2027803	1013902	1,63	0,202
EspSubst*EspPCI	1	140137	127347	127347	0,2	0,652
ModE/Und*CET/Und	1	1887666	1887666	1887666	3,03	0,085
Erro Residual	87	54157945	54157945	622505		

Tabela A.7 - conclusão

Fonte	GL	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
Falta de Ajuste	17	36457524	36457524	2144560	8,48	0
Erro Puro	70	17700421	17700421	252863		
Total	94	2,18E+08				

A.2.8 Observações Incomuns para $N_{50\%}$

A Tabela A.8 apresenta as observações incomuns para $N_{50\%}$.

Tabela A.8- Observações Incomuns para $N_{50\%}$.

Obs	$N_{50\%}$	Ajuste	SE Fit	Residual	St Resid
26	3781	1720,72	124,04	2060,28	2,64 R
46	2320	2591,49	766,06	-271,49	-1,44 X
47	5420	4454,14	413,76	965,86	1,44 X
48	5440	5967,49	698,5	-527,49	-1,44 X
49	6000	6039,87	788,5	-39,87	-1,44 X
59	3360	1776,85	134,5	1583,15	2,04 R

Legenda

R significa uma observação com grande resíduo normalizado.

X significa uma observação cujo valor de X fornece um grande poder de influência sobre os demais fatores.

APÊNDICE B – LISTAGEM DO MODELO DE REGRESSÃO PLS: N_{50%} VERSUS COMPDIAG; ESPSUBST; CONTESF; CET/CER; CET/SOLD;

B.1 Introdução

Este Apêndice apresenta a listagem do Modelo de Regressão PLS (*Partial Least Squares*) para a variável resposta N_{50%} e as variáveis preditoras CompDiag, EspSubst, ContEsf, etc., gerado pelo aplicativo MINITAB R-16.

B.2 Listagem

Esta seção apresenta a listagem do modelo de Regressão PLS para a variável dependente N_{50%} e os parâmetros de projeto.

B.2.1 Método

A Tabela B.1 apresenta o método empregado no modelo de Regressão PLS.

Tabela B.1- Método.

Validação cruzada	deixar um de fora (Leave-one-out)
Componentes a avaliar	Especificado pelo usuário
Número de componentes avaliados	5
Número de componentes selecionados	4

B.2.2 Análise de Variância para N_{50%}

A Tabela B.2 apresenta os resultados da Análise de Variância para a variável dependente N_{50%}.

Tabela B.2- Análise de Variância para N_{50%}.

Fonte	GL	SS	MS	F	Valor de P
Regressão	4	185442938	46360734	221,05	0
Erro Residual	87	18246750	209733		
Total	91	203689687			

B.2.3 Seleção e Validação de Modelo para N_{50%}

A Tabela B.3 apresenta a seleção e a validação do modelo de Regressão PLS para N_{50%}. Dentre cinco componentes avaliados, quatro foram selecionados por apresentar as características indicadas na tabela em negrito. Com quatro componentes obtém-se menor erro, maior R², menor PRESS e maior R² de predição.

Tabela B.3- Seleção e Validação do Modelo PLS para N_{50%}.

Componentes	X Variância	Erro	R ²	PRESS	R ² (pred)
1	0,213822	51563734	0,746852	65864051	0,676645
2	0,406217	27839681	0,863323	37472113	0,816033
3	0,524449	19463903	0,904443	27805235	0,863492
4	0,626915	18246750	0,910419	26432552	0,870231
5		17391658	0,914617	27286972	0,866037

B.2.4 Coeficientes da Equação de Regressão do Modelo de Regressão PLS

A Tabela B.4 apresenta os coeficientes da equação de Regressão (Equação B.1) do modelo de Regressão PLS.

Tabela B.4- Coeficientes da Equação de Regressão PLS.

	N _{50%}	N _{50%} normalizado
Constante	-1477,2	0
A-CompDiag	-13,87	-0,082618
B-EspSubst	-446,53	-0,292369
C-ContEsf	0,24	0,04728
D-CET/Cer	503,51	0,705437
E-CET/Sold	115,28	0,284351
F-DiaEsf	204,7	0,014604
G-ModE/Und	355,05	0,193136
H-CET/Und	35,2	0,124747
J-EspPCI	-271,55	-0,084012
K-ΔT	-15,11	-0,242294

B.2.5 Equação de Regressão do Modelo PLS

A equação do modelo de Regressão PLS é apresentada pela Equação B.1. A constante e os coeficientes foram extraídos da Tabela B.4.

$$N_{50\%} = -1477,20 - 13,87 \times \text{CompDiag} - 446,53 \times \text{EspSubst} + 0,24 \times \text{ContEsf} + 503,51 \times \text{CET/Cer} + 115,28 \times \text{CET/Sol} + 204,70 \times \text{DiaEsf} + 355,05 \times \text{ModE/Und} + 35,20 \times \text{CET/Und} - 271,55 \times \text{EspPCI} - 15,11 \times \Delta T.$$

(B.1)

B.2.6 Ajustes e Resíduos para $N_{50\%}$

A Tabela B.5 apresenta os ajustes e os resíduos para as 95 observações das quais três foram removidas (observações 9, 11 e 27) por apresentarem discrepâncias (*outliers*).

Tabela B.5- Ajustes e Resíduos para $N_{50\%}$.

Obs	$N_{50\%}$	Ajustes	Resíduo	SRes	Ajustes (pred)	Res (pred)
1	3360	2480,08	879,92	2,00095	2363,48	996,52
2	1697	2480,08	-783,08	-1,78073	2603,73	-906,73
3	2915	2378,89	536,11	1,21028	2312,51	602,49
4	1483	2378,89	-895,89	-2,0225	2504,09	-1021,09
5	2930	2470,14	459,86	1,04292	2415,19	514,81
6	1434	2470,14	-1036,14	-2,34988	2621,86	-1187,86
7	2905	2388,1	516,9	1,16237	2325,65	579,35
8	1477	2388,1	-911,1	-2,04882	2507,91	-1030,91
9	*	*	*	*	*	*
10	5420	5853,49	-433,49	-1,07657	7233,48	-1813,48
11	*	*	*	*	*	*
12	6000	5184,44	815,56	1,91219	4681,82	1318,18
13	2490	2316,53	173,47	0,38343	2306,14	183,86
14	2697	2316,53	380,47	0,84097	2295,33	401,67
15	1103	1334,4	-231,4	-0,51802	1353,8	-250,8
16	1320	1443,08	-123,08	-0,27833	1448,43	-128,43
17	1944	1509,24	434,76	0,97118	1470,32	473,68
18	712	1509,24	-797,24	-1,7809	1584,26	-872,26
19	907	527,11	379,89	0,8604	456,05	450,95
20	819	527,11	291,89	0,66109	468,08	350,92
21	456	527,11	-71,11	-0,16105	517,79	-61,79

(Continua)

Tabela B.5 - Continuação

Obs	N _{50%}	Ajustes	Resíduo	SRes	Ajustes (pred)	Res (pred)
22	1848	1512,24	335,76	0,74953	1478,55	369,45
23	2462	2271,34	190,66	0,42332	2245,53	216,47
24	1263	1096,76	166,24	0,38303	1078,83	184,17
25	1511	1430,77	80,23	0,1786	1423,93	87,07
26	2625	2034,48	590,52	1,31709	1980,38	644,62
27	*	*	*	*	*	*
28	3977	3866,06	110,94	0,25059	3835,79	141,21
29	4091	4200,08	-109,08	-0,24542	4196,28	-105,28
30	4219	4181,65	37,35	0,0836	4159,65	59,35
31	4875	4803,78	71,22	0,16088	4788,59	86,41
32	5993	5137,79	855,21	1,97001	5009,9	983,1
33	1415	1123,35	291,65	0,67161	1089,1	325,9
34	1567	1457,36	109,64	0,24393	1449,16	117,84
35	2599	2061,07	537,93	1,19989	2018,61	580,39
36	3065	2395,08	669,92	1,47829	2356,71	708,29
37	4290	3892,65	397,35	0,89759	3821,93	468,07
38	4921	4830,37	90,63	0,20486	4804,91	116,09
39	5776	5164,38	611,62	1,40974	5085,68	690,32
40	540	1035,44	-495,44	-1,1066	1078,03	-538,03
41	1870	2017,58	-147,58	-0,32549	2021,39	-151,39
42	2240	2017,58	222,42	0,49056	2008,77	231,23
43	2700	2374,86	325,14	0,72374	2322,08	377,92
44	1408	1320,26	87,74	0,19483	1316,42	91,58
45	1012	1320,26	-308,26	-0,68451	1336,42	-324,42
46	455	338,13	116,87	0,26101	332,81	122,19
47	1164	1320,26	-156,26	-0,34699	1328,74	-164,74
48	982	1320,26	-338,26	-0,75113	1337,93	-355,93
49	392	338,13	53,87	0,12031	338,44	53,56
50	1212	1320,26	-108,26	-0,2404	1326,32	-114,32
51	1108	1320,26	-212,26	-0,47134	1331,57	-223,57
52	446	338,13	107,87	0,24091	333,61	112,39
53	1200	1320,26	-120,26	-0,26705	1326,93	-126,93
54	1054	1320,26	-266,26	-0,59125	1334,3	-280,3
55	384	338,13	45,87	0,10245	339,15	44,85
56	1212	1320,26	-108,26	-0,2404	1326,32	-114,32
57	953	1320,26	-367,26	-0,81552	1339,4	-386,4
58	407	338,13	68,87	0,15381	337,1	69,9
59	1130	1320,26	-190,26	-0,42249	1330,46	-200,46
60	934	1320,26	-386,26	-0,85772	1340,36	-406,36
61	376	338,13	37,87	0,08458	339,87	36,13
62	1224	1320,26	-96,26	-0,21375	1325,71	-101,71
63	1188	1320,26	-132,26	-0,29369	1327,53	-139,53
64	372	338,13	33,87	0,07565	340,22	31,78

(continua)

Tabela B.5 - Conclusão

Obs	N _{50%}	Ajustes	Resíduo	SRes	Ajustes (pred)	Res (pred)
65	1064	1320,26	-256,26	-0,56904	1333,79	-269,79
66	1012	1320,26	-308,26	-0,68451	1336,42	-324,42
67	384	338,13	45,87	0,10245	339,15	44,85
68	1083	1011,86	71,14	0,16361	1014,1	68,9
69	1219	1345,87	-126,87	-0,28213	1352,75	-133,75
70	2290	1949,57	340,43	0,75888	1926,58	363,42
71	2676	2283,58	392,42	0,86606	2239,45	436,55
72	3194	3781,16	-587,16	-1,33284	3843,23	-649,23
73	3305	4115,17	-810,17	-1,83307	4190,95	-885,95
74	3963	4718,87	-755,87	-1,71814	4804,44	-841,44
75	5328	5052,89	275,11	0,63832	5002,95	325,05
76	514	1345,87	-831,87	-1,84992	1394,17	-880,17
77	869	1345,87	-476,87	-1,06046	1373,31	-504,31
78	1347	1345,87	1,13	0,00252	1345,24	1,76
79	1547	1345,87	201,13	0,44728	1333,49	213,51
80	260	570,63	-310,63	-0,69258	609,58	-349,58
81	1259	1066,96	192,04	0,44051	1054	205
82	1375	1400,97	-25,97	-0,05785	1397,84	-22,84
83	2302	2004,68	297,32	0,66167	1981,92	320,08
84	2654	2338,69	315,31	0,69748	2294,02	359,98
85	3474	4170,27	-696,27	-1,58367	4250,35	-776,35
86	3754	3836,26	-82,26	-0,18694	3843,36	-89,36
87	4304	4773,98	-469,98	-1,07024	4832,04	-528,04
88	5374	5107,99	266,01	0,6211	5047,3	326,7
89	719	1626,29	-907,29	-2,01242	1679,26	-960,26
90	740	1563,83	-823,83	-1,82508	1609,47	-869,47
91	1860	1055,03	804,97	1,78243	1013,26	846,74
92	1310	653,15	656,85	1,45762	606,28	703,72
93	1628	1119,82	508,18	1,14653	1020,48	607,52
94	946	650,96	295,04	0,66528	594,58	351,42
95	653	137,45	515,55	1,17349	-8,31	661,31

B.2.7 Leverages (Influências) e Distâncias

A Tabela B.6 apresenta as influências e as distâncias para as 95 observações, com exceção das observações discrepantes (removidas) (observações 9, 11 e 27).

Tabela B.6- Influências e Distâncias.

Obs	Leverage (Influência)	Distância X	Distância Y
1	0,077962	1,12565	7,3344
2	0,077962	1,12565	7,5748

Tabela B.6 - Continuação

Obs	Leverage (Influência)	Distância X	Distância Y
3	0,064449	0,98354	4,2903
4	0,064449	0,98354	8,6005
5	0,072997	1,08101	3,9699
6	0,072997	1,08101	9,6401
7	0,057117	0,91454	4,2344
8	0,057117	0,91454	8,5506
9	*	*	*
10	0,22695	2,12509	7,3391
11	*	*	*
12	0,132681	1,65519	7,2617
13	0,024083	0,48109	2,1669
14	0,024083	0,48109	3,8768
15	0,048627	0,78398	1,8995
16	0,067624	0,8938	1,8755
17	0,044494	0,69287	4,4149
18	0,044494	0,69287	6,9487
19	0,070487	0,95413	4,7262
20	0,070487	0,95413	4,1207
21	0,070487	0,95413	2,6582
22	0,043225	0,63705	3,9418
23	0,032871	0,50864	3,2272
24	0,101894	1,14293	3,8776
25	0,037971	0,6177	1,9974
26	0,041544	0,62799	3,4801
27	*	*	*
28	0,065544	1,02889	2,4864
29	0,058169	0,86974	2,6576
30	0,048499	0,81722	3,1335
31	0,065627	1,08881	3,489
32	0,101453	1,24208	11,3613
33	0,100897	1,13577	3,5959
34	0,036822	0,60504	2,0674
35	0,041697	0,62834	3,0563
36	0,020824	0,36103	6,7805
37	0,06563	1,03193	3,7115
38	0,066862	1,09933	3,5715
39	0,102537	1,25165	9,4754
40	0,044252	0,70815	3,5638
41	0,019825	0,33561	0,8243
42	0,019825	0,33561	2,6062
43	0,037706	0,57215	4,8995
44	0,03304	0,57341	1,0488
45	0,03304	0,57341	3,6092

(continua)

Tabela B.6 - Continuação

Obs	Leverage (Influência)	Distância X	Distância Y
46	0,044033	0,82733	2,0613
47	0,03304	0,57341	2,3851
48	0,03304	0,57341	3,8576
49	0,044033	0,82733	1,963
50	0,03304	0,57341	2,0214
51	0,03304	0,57341	2,827
52	0,044033	0,82733	2,0386
53	0,03304	0,57341	2,1105
54	0,03304	0,57341	3,2642
55	0,044033	0,82733	1,9609
56	0,03304	0,57341	2,0214
57	0,03304	0,57341	4,0989
58	0,044033	0,82733	1,9733
59	0,03304	0,57341	2,6517
60	0,03304	0,57341	4,2576
61	0,044033	0,82733	1,9613
62	0,03304	0,57341	1,9336
63	0,03304	0,57341	2,201
64	0,044033	0,82733	1,9624
65	0,03304	0,57341	3,1826
66	0,03304	0,57341	3,6092
67	0,044033	0,82733	1,9609
68	0,098478	1,09783	3,8486
69	0,035865	0,5562	1,7002
70	0,040532	0,60741	1,6912
71	0,02112	0,36402	4,6583
72	0,074692	1,088	6,0731
73	0,068626	0,95416	5,2669
74	0,077178	1,1774	7,0824
75	0,114314	1,33131	7,3839
76	0,035865	0,5562	7,0665
77	0,035865	0,5562	4,1231
78	0,035865	0,5562	1,5112
79	0,035865	0,5562	2,4934
80	0,040896	0,69854	2,8448
81	0,093848	1,07057	3,2417
82	0,038963	0,57847	1,3795
83	0,037273	0,58711	1,5498
84	0,02559	0,43893	4,2751
85	0,078355	1,02054	4,349
86	0,076692	1,10924	2,76
87	0,08055	1,21154	5,0767
88	0,125414	1,39224	7,6033

(continua)

Tabela B.6 - Conclusão

Obs	Leverage (Influência)	Distância X	Distância Y
89	0,030867	0,47501	7,1171
90	0,0285	0,46915	6,9768
91	0,02755	0,54505	6,1883
92	0,031788	0,60822	4,6985
93	0,06331	1,06724	5,7301
94	0,062269	1,041	3,5931
95	0,079738	1,13773	5,0175

APÊNDICE C - CONJUNTO DE DADOS DE NÚMEROS DE CICLOS TÉRMICOS N_{50%} DE TESTES ACELERADOS DE CICLAGEM TÉRMICA

Este apêndice apresenta o conjunto de dados de números de ciclos térmicos N_{50%} de testes acelerados de ciclagem térmica apresentados na Tabela C.1

Tabela C.1 – Conjunto de Dados de Números de Ciclos Térmicos de N_{50%} obtido nos testes acelerados de ciclagem térmica de componentes CBGA²².

Obs	Comp Diag	Esp Subst	Cont Esf	CET/ Cer	CET/ Sold	Dia Esf	ModE/ Und	CET/ Und	Esp PCI	ΔT	N _{50%}
1	16,4924	0,635	64	6,8	25,5	0,508	0	0	1,57	105	3360
2	16,4924	0,635	64	6,8	25,5	0,508	0	0	1,57	105	1697
3	24,3311	0,635	96	6,8	25,5	0,508	0	0	1,57	105	2915
4	24,3311	0,635	96	6,8	25,5	0,508	0	0	1,57	105	1483
5	17,8885	0,635	104	6,8	25,5	0,508	0	0	1,57	105	2930
6	17,8885	0,635	104	6,8	25,5	0,508	0	0	1,57	105	1434
7	25,2982	0,635	192	6,8	25,5	0,508	0	0	1,57	105	2905
8	25,2982	0,635	192	6,8	25,5	0,508	0	0	1,57	105	1477
9	29,6985	1	256	6,8	25,5	0,81	2,6	75	1,57	100	2320
10	29,6985	1	256	6,8	25,5	0,81	5,6	44	1,57	100	5420
11	29,6985	1	256	6,8	25,5	0,81	8,5	40	1,57	100	5440
12	29,6985	1	256	6,8	25,5	0,81	5,5	26	1,57	100	6000
13	29,6985	1	256	6,8	25,5	0,81	0	0	1,57	100	2490
14	29,6985	1	256	6,8	25,5	0,81	0	0	1,57	100	2697
15	29,6985	1	256	6,8	25,5	0,81	0	0	1,57	165	1103
16	35,3553	0,8	256	6,8	25,5	0,89	0	0	1,27	165	1320
17	29,6985	2,9	361	6,8	25,5	0,89	0	0	1,57	100	1944
18	29,6985	2,9	361	6,8	25,5	0,89	0	0	1,57	100	712
19	29,6985	2,9	361	6,8	25,5	0,89	0	0	1,57	165	907
20	29,6985	2,9	361	6,8	25,5	0,89	0	0	1,57	165	819
21	29,6985	2,9	361	6,8	25,5	0,89	0	0	1,57	165	456
22	35,3553	2,9	361	6,8	25,5	0,89	0	0	1,27	100	1848
23	35,3553	1,2	361	6,8	25,5	0,89	0	0	1,27	100	2462
24	35,3553	2,9	361	6,8	25,5	0,89	0	0	2,8	100	1263
25	35,3553	2,9	361	6,8	25,5	0,89	0	0	1,57	100	1511
26	35,3553	0,8	361	6,8	25,5	0,89	0	0	2,8	100	2625
27	35,3553	0,8	361	6,8	25,5	0,89	0	0	1,57	100	3781
28	35,3553	2,9	361	12,3	25,5	0,89	0	0	2,8	100	3977
29	35,3553	2,9	361	12,3	25,5	0,89	0	0	1,57	100	4091
30	35,3553	2,9	361	12,3	25,5	0,8	0	0	1,57	100	4219
31	35,3553	0,8	361	12,3	25,5	0,89	0	0	2,8	100	4875

(continua)

²² Os valores da presente tabela foram extraídos de bases de dados de testes acelerados de confiabilidade de componentes CBGA dos pesquisadores do *NSF Center for Advanced Vehicle Electronics (CAVE)* Universidade de Auburn nos EUA.

Tabela C.1 - continuação

Obs	Comp Diag	Esp Subst	Cont Esf	CET/ Cer	CET/ Sold	Dia Esf	ModE/ Und	CET/ Und	Esp PCI	ΔT	N _{50%}
32	35,3553	0,8	361	12,3	25,5	0,89	0	0	1,57	100	5993
33	35,3553	2,9	552	6,8	25,5	0,8	0	0	2,8	100	1415
34	35,3553	2,9	552	6,8	25,5	0,8	0	0	1,57	100	1567
35	35,3553	0,8	552	6,8	25,5	0,8	0	0	2,8	100	2599
36	35,3553	0,8	552	6,8	25,5	0,8	0	0	1,57	100	3065
37	35,3553	2,9	552	12,3	25,5	0,8	0	0	2,8	100	4290
38	35,3553	0,8	552	12,3	25,5	0,8	0	0	2,8	100	4921
39	35,3553	0,8	552	12,3	25,5	0,8	0	0	1,57	100	5776
40	35,3553	1,65	552	6,8	25,5	0,81	0	0	1,57	165	540
41	35,3553	1,65	552	6,8	25,5	0,81	0	0	1,57	100	1870
42	35,3553	1,65	552	6,8	25,5	0,81	0	0	1,57	100	2240
43	45,2548	0,8	625	6,8	25,5	0,89	0	0	1,27	100	2700
44	45,2548	0,8	625	6,8	17,6	0,89	0	0	1,8	100	1408
45	45,2548	0,8	625	6,8	17,6	0,89	0	0	1,8	100	1012
46	45,2548	0,8	625	6,8	17,6	0,89	0	0	1,8	165	455
47	45,2548	0,8	625	6,8	17,6	0,89	0	0	1,8	100	1164
48	45,2548	0,8	625	6,8	17,6	0,89	0	0	1,8	100	982
49	45,2548	0,8	625	6,8	17,6	0,89	0	0	1,8	165	392
50	45,2548	0,8	625	6,8	17,6	0,89	0	0	1,8	100	1212
51	45,2548	0,8	625	6,8	17,6	0,89	0	0	1,8	100	1108
2	45,2548	0,8	625	6,8	17,6	0,89	0	0	1,8	165	446
53	45,2548	0,8	625	6,8	17,6	0,89	0	0	1,8	100	1200
54	45,2548	0,8	625	6,8	17,6	0,89	0	0	1,8	100	1054
55	45,2548	0,8	625	6,8	17,6	0,89	0	0	1,8	165	384
56	45,2548	0,8	625	6,8	17,6	0,89	0	0	1,8	100	1212
57	45,2548	0,8	625	6,8	17,6	0,89	0	0	1,8	100	953
58	45,2548	0,8	625	6,8	17,6	0,89	0	0	1,8	165	407
59	45,2548	0,8	625	6,8	17,6	0,89	0	0	1,8	100	1130
60	45,2548	0,8	625	6,8	17,6	0,89	0	0	1,8	100	934
61	45,2548	0,8	625	6,8	17,6	0,89	0	0	1,8	165	376
62	45,2548	0,8	625	6,8	17,6	0,89	0	0	1,8	100	1224
63	45,2548	0,8	625	6,8	17,6	0,89	0	0	1,8	100	1188
64	45,2548	0,8	625	6,8	17,6	0,89	0	0	1,8	165	372
65	45,2548	0,8	625	6,8	17,6	0,89	0	0	1,8	100	1064
66	45,2548	0,8	625	6,8	17,6	0,89	0	0	1,8	100	1012
67	45,2548	0,8	625	6,8	17,6	0,89	0	0	1,8	165	384
68	45,9619	2,9	625	6,8	25,5	0,89	0	0	2,8	100	1083
69	45,9619	2,9	625	6,8	25,5	0,89	0	0	1,57	100	1219
70	45,9619	0,8	625	6,8	25,5	0,89	0	0	2,8	100	2290
71	45,9619	0,8	625	6,8	25,5	0,89	0	0	1,57	100	2676
72	45,9619	2,9	625	12,3	25,5	0,89	0	0	2,8	100	3194
73	45,9619	2,9	625	12,3	25,5	0,89	0	0	1,57	100	3305

(continua)

Tabela C.1 - conclusão

Obs	Comp Diag	Esp Subst	Cont Esf	CET/ Cer	CET/ Sold	Dia Esf	ModE/ Und	CET/ Und	Esp PCI	ΔT	N _{50%}
74	45,9619	0,8	625	12,3	25,5	0,89	0	0	2,8	100	3963
75	45,9619	0,8	625	12,3	25,5	0,89	0	0	1,57	100	5328
76	45,9619	2,9	625	6,8	25,5	0,89	0	0	1,57	100	514
77	45,9619	2,9	625	6,8	25,5	0,89	0	0	1,57	100	869
78	45,9619	2,9	625	6,8	25,5	0,89	0	0	1,57	100	1347
79	45,9619	2,9	625	6,8	25,5	0,89	0	0	1,57	100	1547
80	45,9619	2,4	625	6,8	25,5	0,81	0	0	1,57	165	260
81	45,9619	2,9	937	6,8	25,5	0,8	0	0	2,8	100	1259
82	45,9619	2,9	937	6,8	25,5	0,8	0	0	1,57	100	1375
83	45,9619	0,8	937	6,8	25,5	0,8	0	0	2,8	100	2302
84	45,9619	0,8	937	6,8	25,5	0,8	0	0	1,57	100	2654
85	45,9619	2,9	937	12,3	25,5	0,8	0	0	1,57	100	3474
86	45,9619	2,9	937	12,3	25,5	0,8	0	0	2,8	100	3754
87	45,9619	0,8	937	12,3	25,5	0,8	0	0	2,8	100	4304
88	45,9619	0,8	937	12,3	25,5	0,8	0	0	1,57	100	5374
89	45,9619	2,4	937	6,8	25,5	0,81	0	0	1,57	100	719
90	45,9619	2,4	937	6,8	25,5	0,81	0	0	1,8	100	740
91	45,9619	1,5	937	6,8	17,6	0,81	0	0	1,8	100	1860
92	45,9619	2,4	937	6,8	17,6	0,81	0	0	1,8	100	1310
93	59,397	1,5	1657	6,8	17,6	0,81	0	0	1,5	100	1628
94	59,397	2,55	1657	6,8	17,6	0,81	0	0	1,5	100	946
95	59,397	3,7	1657	6,8	17,6	0,81	0	0	1,5	100	653

APÊNDICE D – RESULTADOS DE N50% APLICANDO MODELOS DE REGRESSÃO RLM, ACP E PLS E O CONJUNTO DE DADOS (95 OBSERVAÇÕES) COM RESULTADOS DO MODELO PLS

Este apêndice apresenta os resultados de N_{50%} de 109 observações aplicando os Modelos de Regressão RLM, ACP e PLS apresentados na Tabela D.1 e o conjunto de dados com 109 observações com Resultados do Modelo PLS apresentados na Tabela D.2 com Limites de Confiança e de Predição..

Tabela D.1 – Resultados de N50% aplicando Modelos de Regressão RLM, ACP e PLS

Obs	N _{50%}	N50/ RLM	N _{50%} / ACP	N _{50%} PLS	Obs	N _{50%}	N50/ RLM	N _{50%} / ACP	N _{50%} PLS	Obs	N _{50%}	N50/ RLM	N _{50%} / ACP	N _{50%} PLS
1	3360	2537	2255	2480	44	1408	1325	1797	1320	87	4304	4928	4388	4774
2	1697	2537	2255	2480	45	1012	1325	1797	1320	88	5374	5229	4621	5108
3	2915	2032	2206	2379	46	455	255	627	338	89	719	1689	1210	1626
4	1483	2032	2206	2379	47	1164	1325	1797	1320	90	740	1632	1166	1564
5	2930	2503	2226	2470	48	982	1325	1797	1320	91	1860	1162	1409	1055
6	1434	2503	2226	2470	49	392	255	627	338	92	1310	638	1152	653
7	2905	2118	2145	2388	50	1212	1325	1797	1320	93	1628	1443	987	1120
8	1477	2118	2145	2388	51	1108	1325	1797	1320	94	946	831	686	651
9	2320	2507	8107	5879	52	446	255	627	338	95	653	160	325	137
10	5420	4760	5645	5853	53	1200	1325	1797	1320	96	1870	1761	1798	1800
11	5440	6426	5346	6742	54	1054	1325	1797	1320	97	---	---	---	---
12	6000	5060	4201	5184	55	384	255	627	338	98	1100	215	1351	1024
13	2490	2562	2076	2317	56	1212	1325	1797	1320	99	2322	2217	2069	2131
14	2697	2562	2076	2317	57	953	1325	1797	1320	100	3828	1847	1949	2048
15	1103	1492	906	1334	58	407	255	627	338	101	2836	1412	2058	1394
16	1320	1488	999	1443	59	1130	1325	1797	1320	102	446	1041	1937	1310
17	1944	1831	1470	1509	60	934	1325	1797	1320	103	2160	2046	2900	2360
18	712	1831	1470	1509	61	376	255	627	338	104	1870	1736	1798	1798
19	907	761	300	527	62	1224	1325	1797	1320	105	1100	989	997	1147
20	819	761	300	527	63	1188	1325	1797	1320	106	990	1143	428	1103
21	456	761	300	527	64	372	255	627	338	107	540	536	628	805
22	1848	1503	1506	1512	65	1064	1325	1797	1320	108	470	560	142	656
23	2462	2494	1992	2271	66	1012	1325	1797	1320	109	320	282	-173	194
24	1263	1127	1217	1097	67	384	255	627	338					
25	1511	1429	1449	1431	68	1083	800	1020	1012					
26	2625	2351	1817	2034	69	1219	1101	1252	1346					
27	3781	2653	2050	2368	70	2290	2024	1620	1950					
28	3977	3762	4170	3866	71	2676	2325	1853	2284					
29	4091	4064	4403	4200	72	3194	3434	3973	3781					
30	4219	3830	4403	4182	73	3305	3736	4206	4115					
31	4875	4986	4771	4804	74	3963	4658	4574	4719					
32	5993	5288	5003	5138	75	5328	4960	4806	5053					

Tabela D.1 - conclusão

Obs	N _{50%}	N50/ RLM	N _{50%} / ACP	N _{50%} PLS	Obs	N _{50%}	N50/ RLM	N _{50%} / ACP	N _{50%} PLS	Obs	N _{50%}	N50/ RLM	N _{50%} / ACP	N _{50%} PLS
33	1415	1202	1103	1123	76	514	1101	1252	1346					
34	1567	1504	1336	1457	77	869	1101	1252	1346					
35	2599	2426	1704	2061	78	1347	1101	1252	1346					
36	3065	2728	1936	2395	79	1547	1101	1252	1346					
37	4290	3836	4057	3893	80	260	115	225	571					
38	4921	5060	4657	4830	81	1259	1069	834	1067					
39	5776	5362	4890	5164	82	1375	1371	1067	1401					
40	540	1189	523	1035	83	2302	2293	1435	2005					
41	1870	2258	1693	2018	84	2654	2595	1667	2339					
42	2240	2258	1693	2018	85	3474	4005	4020	4170					
43	2700	2449	1912	2375	86	3754	3704	3788	3836					

Tabela D.2 – Conjunto de Dados com 109 observações com Resultados do Modelo PLS incluindo os Limites de Confiança e os de Predição

Obs	N _{50%}	N _{50%} PLS	PSEFit	Limite inf de Conf	Limite sup de Conf	Limite inf de Predição	Limite sup de Predição
1	3360	2480	127,87	2226	2734	1535	3425
2	1697	2480	127,87	2226	2734	1535	3425
3	2915	2379	116,26	2148	2610	1440	3318
4	1483	2379	116,26	2148	2610	1440	3318
5	2930	2470	123,73	2224	2716	1527	3413
6	1434	2470	123,73	2224	2716	1527	3413
7	2905	2388	109,45	2171	2606	1452	3324
8	1477	2388	109,45	2171	2606	1452	3324
9	2320						
10	5420	5853	218,17	5420	6287	4845	6862
11	5440						
12	6000	5184	166,82	4853	5516	4216	6153
13	2490	2317	71,07	2175	2458	1395	3238
14	2697	2317	71,07	2175	2458	1395	3238
15	1103	1334	100,99	1134	1535	402	2267
16	1320	1443	119,09	1206	1680	503	2384
17	1944	1509	96,60	1317	1701	579	2440
18	712	1509	96,60	1317	1701	579	2440
19	907	527	121,59	285	769	-415	1469
20	819	527	121,59	285	769	-415	1469
21	456	527	121,59	285	769	-415	1469
22	1848	1512	95,21	1323	1701	583	2442
23	2462	2271	83,03	2106	2436	1346	3196
24	1263	1097	146,19	806	1387	141	2052

Tabela D.2 - continuação

Obs	N_{50%}	N_{50%} PLS	PSEFit	Limite inf de Conf	Limite sup de Conf	Limite inf de Predição	Limite sup de Predição
25	1511	1431	89,24	1253	1608	503	2358
26	2625	2034	93,34	1849	2220	1106	2963
27	3781						
28	3977	3866	117,25	3633	4099	2926	4806
29	4091	4200	110,45	3981	4420	3264	5136
30	4219	4182	100,86	3981	4382	3250	5114
31	4875	4804	117,32	4571	5037	3864	5743
32	5993	5138	145,87	4848	5428	4182	6093
33	1415	1123	145,47	834	1412	168	2078
34	1567	1457	87,88	1283	1632	531	2384
35	2599	2061	93,52	1875	2247	1132	2990
36	3065	2395	66,09	2264	2526	1475	3315
37	4290	3893	117,32	3659	4126	2953	4832
38	4921	4830	118,42	4595	5066	3890	5771
39	5776	5164	146,65	4873	5456	4209	6120
40	540	1035	96,34	844	1227	105	1966
41	1870	2018	64,48	1889	2146	1098	2937
42	2240	2018	64,48	1889	2146	1098	2937
43	2700	2375	88,93	2198	2552	1448	3302
44	1408	1320	83,24	1155	1486	395	2245
45	1012	1320	83,24	1155	1486	395	2245
46	455	338	96,10	147	529	-592	1268
47	1164	1320	83,24	1155	1486	395	2245
48	982	1320	83,24	1155	1486	395	2245
49	392	338	96,10	147	529	-592	1268
50	1212	1320	83,24	1155	1486	395	2245
51	1108	1320	83,24	1155	1486	395	2245
52	446	338	96,10	147	529	-592	1268
53	1200	1320	83,24	1155	1486	395	2245
54	1054	1320	83,24	1155	1486	395	2245
55	384	338	96,10	147	529	-592	1268
56	1212	1320	83,24	1155	1486	395	2245
57	953	1320	83,24	1155	1486	395	2245
58	407	338	96,10	147	529	-592	1268
59	1130	1320	83,24	1155	1486	395	2245
60	934	1320	83,24	1155	1486	395	2245
61	376	338	96,10	147	529	-592	1268
62	1224	1320	83,24	1155	1486	395	2245

Tabela D.2 - continuação

Obs	N _{50%}	N _{50%} PLS	PSEFit	Limite inf de Conf	Limite sup de Conf	Limite inf de Predição	Limite sup de Predição
63	1188	1320	83,24	1155	1486	395	2245
64	372	338	96,10	147	529	-592	1268
65	1064	1320	83,24	1155	1486	395	2245
66	1012	1320	83,24	1155	1486	395	2245
67	384	338	96,10	147	529	-592	1268
68	1083	1012	143,72	726	1298	58	1966
69	1219	1346	86,73	1173	1518	419	2272
70	2290	1950	92,20	1766	2133	1021	2878
71	2676	2284	66,56	2151	2416	1364	3203
72	3194	3781	125,16	3532	4030	2838	4725
73	3305	4115	119,97	3877	4354	3174	5056
74	3963	4719	127,23	4466	4972	3774	5664
75	5328	5053	154,84	4745	5361	4092	6014
76	514	1346	86,73	1173	1518	419	2272
77	869	1346	86,73	1173	1518	419	2272
78	1347	1346	86,73	1173	1518	419	2272
79	1547	1346	86,73	1173	1518	419	2272
80	260	571	92,61	387	755	-358	1499
81	1259	1067	140,30	788	1346	115	2019
82	1375	1401	90,40	1221	1581	473	2329
83	2302	2005	88,42	1829	2180	1078	2932
84	2654	2339	73,26	2193	2484	1417	3261
85	3474	4170	128,19	3915	4425	3225	5116
86	3754	3836	126,83	3584	4088	2892	4781
87	4304	4774	129,98	4516	5032	3828	5720
88	5374	5108	162,18	4786	5430	4142	6074
89	719	1626	80,46	1466	1786	702	2550
90	740	1564	77,31	1410	1717	641	2487
91	1860	1055	76,01	904	1206	132	1978
92	1310	653	81,65	491	815	-271	1578
93	1628	1120	115,23	891	1349	181	2058
94	946	651	114,28	424	878	-287	1589
95	653	137	129,32	-120	394	-808	1083
96	1870	1855	62,01	1732	1978	853	2856
97	-	-	-	-	-	-	-
98	1100	984	94,87	796	1173	-27	1996
99	2322	2207	74,97	2058	2356	1202	3212
100	3828	2108	61,11	1987	2229	1107	3109

Tabela D.2 - conclusão

Obs	N_{50%}	N_{50%} PLS	PSEFit	Limite inf de Conf	Limite sup de Conf	Limite inf de Predição	Limite sup de Predição
101	2836	1402	88,43	1226	1578	393	2411
102	446	1303	85,23	1134	1472	295	2311
103	2160	2360	111,51	2139	2582	1424	3297
104	1870	1798	57,82	1683	1913	880	2715
105	1100	1147	83,29	982	1313	222	2072
106	990	1103	75,71	952	1253	180	2025
107	540	805	88,04	630	980	-122	1732
108	470	656	75,82	506	807	-266	1579
109	320	194	108,80	-22	410	-742	1129

ANEXO A – EMPACOTAMENTO BGA DE COMPONENTE ELETRÔNICO

A.1 Introdução

Este anexo reproduz, resumidamente, informações básicas sobre o empacotamento BGA, extraídas de várias fontes, principalmente do Ball..., (2014, p. 01).

O principal objetivo de um empacotamento em dispositivos eletrônicos é de proteger os elementos eletro-eletrônicos internos do seu ambiente operacional. Além disso, deve possuir uma estrutura de suporte para a pastilha (chip), prover meios adequados de remoção do calor gerado pelo próprio dispositivo, conexões para sinais e alimentação de potência, etc.

O Ball Grid Array (BGA) é um tipo de empacotamento que atende estes objetivos e foi projetado para montagem em superfície de PCI, empregado em condicionamento de circuitos integrados. Eles são usados, particularmente, em microprocessadores e circuitos lógicos programáveis no campo conhecidos como *Field Programmable Gate Array* (FPGA).



Figura A.1 - Vista da face inferior do componente da Intel (*Embedded Pentium MMX*), mostrando as esferas de solda.
Fonte: adaptado de Ball..., (2014, p. 01)

Um BGA pode fornecer mais pinos de interconexões que um componente DIP ou um *flat package*. Toda a face inferior do BGA pode ser usada para interconexões em vez de somente a periferia do componente. Os terminais são também em média mais curtos que os do tipo periferia, proporcionando um melhor desempenho em altas velocidades de processamento.

Soldagem de dispositivos BGA requer controle preciso e é geralmente feito por processos automatizados. Um dispositivo BGA nunca é montado em soquete quando em operação.



Figura A.2 - BGAs montados em PCI de memórias de computadores pessoais.
Fonte: Autor

A.2 Descrição

O BGA tem origem no dispositivo *pin grid array* (PGA) que é um empacotamento com uma face coberta ou parcialmente coberta com pinos numa configuração em matriz de pinos. Esses pinos conduzem sinais elétricos do circuito integrado para a placa de circuito impresso (PCI) onde o dispositivo é soldado. No BGA, os pinos são substituídos por esferas de solda coladas na parte inferior do empacotamento. Essas esferas de solda podem ser colocadas manualmente ou com equipamento automatizado. As esferas de solda são mantidas no lugar com fluxos pegajosos até a soldagem ocorrer. O dispositivo é soldado na PCI com os *pads* feitos de cobre numa configuração que casa com as esferas de solda. A montagem é então aquecida em fornos de refusão ou em aquecedores infravermelho, fazendo com que as esferas de solda

fundem-se ao atingir a temperatura de fusão da liga de solda. A tensão superficial faz com que a solda fundida mantenha o empacotamento alinhado com a configuração de *pads* na PCI.

A.3 Vantagens

A.3.1 Alta Densidade de Interconexões

O empacotamento BGA é uma solução técnica para o problema de se produzir um empacotamento miniatura para circuitos integrados com alta densidade de pinos.

Os PGAs e os empacotamentos de montagem em superfície (p. ex. SOIC²³) estavam sendo produzidos, cada vez com maior quantidade de pinos (I/Os) e, diminuindo o espaçamento entre eles, tornando o processo de soldagem cada vez mais difícil. Na medida em que os pinos do empacotamento ficavam mais próximos, o perigo de, acidentalmente, estabelecer um curto com o terminal adjacente crescia. Os empacotamentos do tipo BGA não têm este problema porque a solda é aplicada no empacotamento antes de sair da fábrica.

A.3.2 Condução de Calor

Uma vantagem adicional dos empacotamentos BGA sobre os empacotamentos com terminais discretos é a baixa resistência térmica entre o empacotamento e a PCI. Isto permite que o calor gerado pelo circuito integrado dentro do empacotamento flua mais facilmente para a PCI, evitando um sobre aquecimento da pastilha (*chip*).

A.3.3 Terminais com Baixa Indutância

Quanto mais curto o condutor elétrico, menor será o seu efeito indutivo, uma propriedade que causa distorções indesejadas de sinais em circuitos de alta

²³ SOIC- *Small Outline Integrated Circuit*.

velocidade. Os BGAs com suas distâncias muito curtas entre o empacotamento e a PCI têm baixas indutâncias e, portanto, têm superior desempenho elétrico em relação aos componentes com terminais.

A.4 Desvantagens

A.4.1 Terminais rígidos (*non-compliant*)

Uma grande desvantagem do empacotamento BGA é que as suas interconexões feitas de esferas de solda não flexionam, do mesmo modo que os terminais de componentes com terminais radiais ou axiais. As esferas de solda são rígidas. Como acontece com todos os componentes montados ou soldados na superfície, o empenamento devido à diferença no coeficiente de expansão térmica (CET) entre o substrato da PCI e o BGA (sob tensão térmica), a flexão e/ou a vibração (sob tensão mecânica) poderão causar fraturas nas juntas de solda.

O problema da expansão térmica pode ser resolvido casando as características térmicas da PCI com aquelas do empacotamento do dispositivo. Em geral, os dispositivos BGAs com empacotamentos plásticos estão melhores casados com as características térmicas da PCI do que os dispositivos com empacotamentos cerâmicos.

O uso, atualmente, predominante de montagens com ligas de solda *lead-free* compatíveis com a legislação RoHS, tem apresentado alguns desafios adicionais aos BGAs que são o fenômeno de soldagem conhecido como *head in pillow*²⁴, problemas de *pad cratering*²⁵, etc. Da mesma forma, a questão da redução na confiabilidade versus soldagem de BGA, baseada na liga com

²⁴ *Head in pillow* é um defeito que ocorre quando o BGA ou outro empacotamento que empregue esferas de solda deixam de formar uma ligação mecânica completa com a pasta de solda depositada.

²⁵ *Pad cratering* é uma fratura induzida mecanicamente na resina entre a folha de cobre e a camada mais externa de fibra de vidro numa PCI.

chumbo em condições extremas de operação, tais como ambientes de alta temperatura, choque térmico elevado e alta força gravitacional.

Os problemas relacionados às tensões mecânicas podem ser resolvidos, colando os dispositivos a PCI por meio de um processo chamado *under filling* que injeta uma mistura de epoxy embaixo do dispositivo, após ele ser soldado a PCI. Há vários tipos de materiais de *underfill* em uso, com diferentes propriedades relativo à aplicação e a transferência térmica. Uma vantagem adicional do *underfill* é que ele limita o crescimento do *tin whisker*²⁶.

Outra solução para terminais rígidos é por uma camada resiliente no empacotamento que permita que as esferas, fisicamente, se movam em relação ao empacotamento. Esta técnica se tornou padrão para empacotamento de memórias DRAMS com empacotamentos BGAs.

A.4.2 Dificuldade de Inspeção

Os empacotamentos BGA, após soldados, são difíceis de serem inspecionados quanto à ocorrência de falha de soldagem. Máquinas de raios X, de varredura industrial CT, microscópios especiais, como também endoscópios para olhar embaixo do dispositivo estão disponíveis para resolver este problema.

Se um problema de solda num BGA for encontrado, ele pode ser removido numa estação de retrabalho, constituído de um sistema ajustado com lâmpada infravermelha (ou ar quente), um termopar e um dispositivo a vácuo para levantar o dispositivo. O BGA pode ser substituído ou pode ser reconicionado e reinstalado na PCI. É necessário restabelecer as esferas de solda num processo conhecido por *reballing*. No *reballing*, as preformas de esferas de solda são colocadas no local, onde antes havia esferas de soldas que foram danificadas no momento da remoção do dispositivo.

²⁶ *Tin whisker* são estruturas cristalinas, eletricamente condutivas que algumas vezes surgem onde há estanho eletro-depositado. (NASA)

A Figura A.3 apresenta um exemplo de inspeção feita com Raios X de um empacotamento CBGA com 256 I/Os.

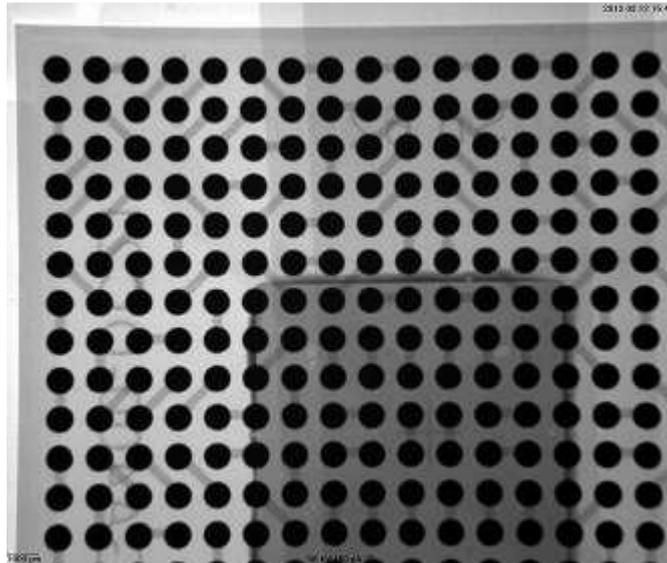


Figura A.3 – Raios X de CBGA de 256 I/Os.
Fonte: Autor

Devido ao custo de inspeção de raios X do BGA, teste elétrico é muito usado. O teste é conhecido como *Boundary scan* atendendo a norma IEEE 1149.1, porta JTAG.

A.4.3 Custo do Equipamento

Os equipamentos para soldar BGA com alta confiabilidade têm custos elevados. A soldagem manual é muito difícil e não é confiável, usado somente para pequenos empacotamentos em pequenas quantidades.

A.5 Variações do Empacotamento BGA

A Figura A.4 apresenta as principais variações existentes do empacotamento BGA.



Figura A.4 – Variações do empacotamento BGA.

A seguir são apresentadas algumas designações e ilustrações dessas variações de empacotamento BGA:

1. **CABGA**: *Chip Array Ball Grid Array*;
2. **CBGA** (Figura A.5) e **PBGA** designa o material do substrato, se Cerâmico ou Plástico no qual a matriz de esferas de solda é fixa;

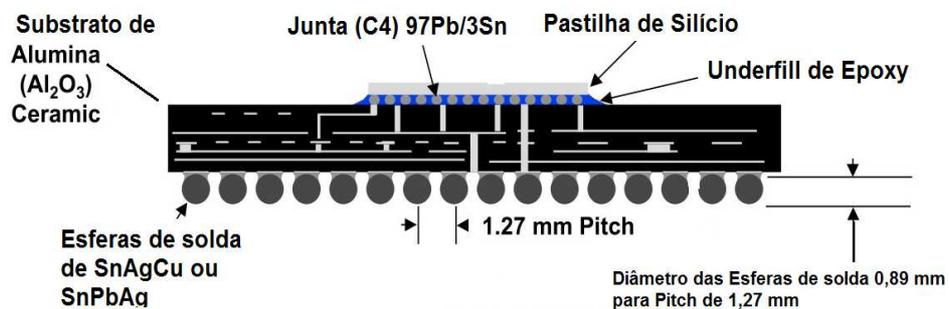


Figura A.5 – Vista de corte de um empacotamento CBGA.
Fonte: Adaptado de Freescale Semiconductor, INC.

3. **CTBGA**: *Thin Chip Array Ball Grid Array*;
4. **CVBGA**: *Very Thin Chip Array Ball Grid Array*;
5. **DSBGA**: *Die-Size Ball Grid Array*;
6. **FBGA** or *Fine Ball Grid Array* (Figura A.6) baseada na tecnologia **ball grid array**. Ele tem contatos mais finos e, é principalmente usado em projetos SIP (*system-on-a-chip*);

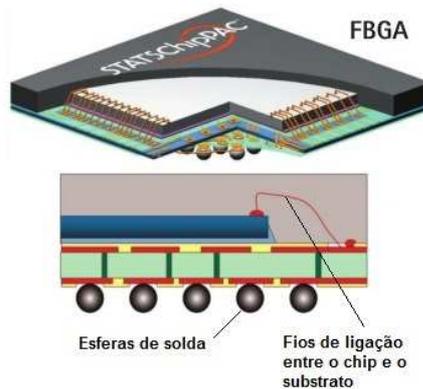


Figura A.6 – Ilustração de um FBGA (*FineLine BGA*).
Fonte: Adaptado de *Altera Corporation*.

- 7. **CmBGA**: *Flip Chip Molded Ball Grid Array*,
- 8. **LFBGA**: *Low-profile Fine-pitch Ball Grid Array*,
- 9. **MBGA**: *Micro Ball Grid Array*,
- 10. **MCM-PBGA**: *Multi-Chip Module Plastic Ball Grid Array*,
- 11. **PBGA**: *Plastic Ball Grid Array*,
- 12. **SuperBGA (SBGA)**: *Super Ball Grid Array*,
- 13. **TABGA / TBGA**: *Tape Array BGA* (Figura A.7);

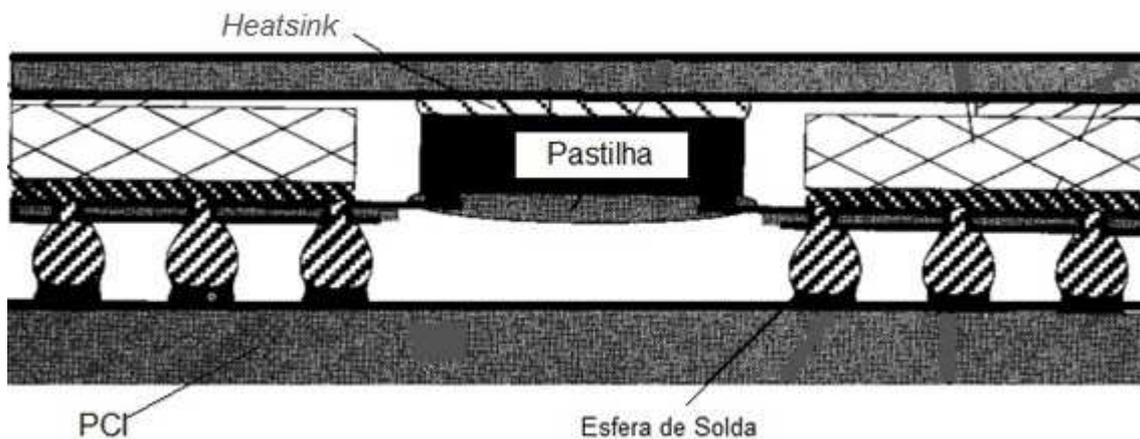


Figura A.7 – Empacotamento TBGA.

- 14. **TEPBGA**: *Thermally Enhanced Plastic Ball Grid Array*,
- 15. **TFBGA** ou *Thin and Fine Ball Grid Array*,
- 16. **UFBGA, UBGA** e *Ultra Fine Ball Grid Array based on pitch ball grid array*.

ANEXO B – INTRODUÇÃO AO MODELO DE REGRESSÃO POR ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS

B.1 Introdução

Este anexo apresenta uma breve introdução do Modelo de Regressão por Análise de Componentes Principais (ACP), conhecido por *Principal Components Analysis* (PCA). O material apresentado neste anexo foi extraída da Análise..., (2013, p. 01) e do tutorial preparado por Shlens (2005).

A Figura B.1 apresenta o Modelo de Regressão por **Análise de Componentes Principais** (ACP) de uma distribuição Gaussiana com muitas variáveis (multivariada) centrada nas coordenadas (1,3) com um desvio padrão de 3, aproximadamente, na direção (0,878; 0,478) e desvio padrão igual a 1 na direção ortogonal. Os vetores na figura são os autovetores da matriz de covariância multiplicados pela raiz quadrada do autovalor correspondente e transladados de forma a iniciarem na média.

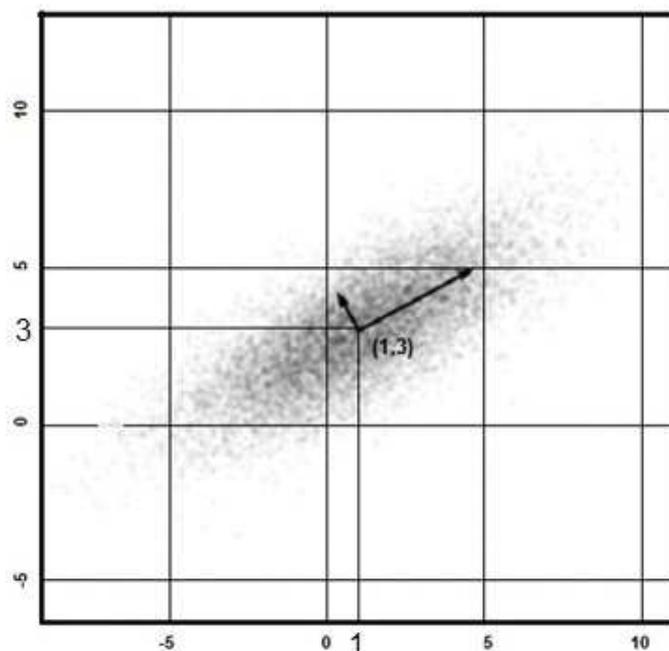


Figura B.1- Análise de Componentes Principais
Fonte: Adaptado da Análise..., (2013, p. 01).

O modelo de Regressão por **Análise de Componentes Principais (ACP)** é um procedimento matemático que utiliza uma transformação linear ortogonal para converter um conjunto de observações de variáveis, possivelmente correlacionadas, em um conjunto de valores de variáveis linearmente descorrelacionadas chamadas de **Componentes Principais (CPs)**. O número de componentes principais é menor ou igual ao número de variáveis originais.

Esta transformação é definida de forma que o primeiro CP tem a maior variância possível (ou seja, seja responsável pelo máximo de variabilidade nos dados), e cada componente seguinte, por sua vez, tenha a máxima variância sob a condição de ser ortogonal, i.e., não correlacionado com os componentes anteriores. Os CPs são garantidamente independentes apenas se os dados forem normalmente e conjuntamente distribuídos. O ACP é sensível à escala relativa das variáveis originais.

O modelo de Regressão ACP foi inventado em 1901 por Karl Pearson. É mais comumente usado como uma ferramenta de análise exploratória de dados e para fazer modelos preditivos. ACP pode ser feito por decomposição em autovalores de uma matriz de covariância (ou de correlação) ou por decomposição em valores singulares de uma matrix de dados, geralmente depois de centralizar (e normalizar ou usar pontuações-Z) a matriz de dados para cada atributo.

Os resultados do ACP são geralmente discutidos em termos de pontuações de componentes, também chamados de pontuações de fatores (os valores de variável transformados correspondem a um ponto de dado particular), e carregamentos (*loadings*), i.e., o peso pelo qual cada variável normalizada original deve ser multiplicada para se obter a pontuação de componente.

O ACP é o mais simples das verdadeiras análises multivariadas por autovetores. Freqüentemente, a sua operação pode ser tomada, como sendo reveladora da estrutura interna dos dados, de uma forma que melhor explica a

variância nos dados. Se um conjunto de dados multivariados é visualizado num espaço de alta dimensão, com um eixo para cada variável, o ACP pode ser usado para fornecer uma visualização em dimensões inferiores dos mesmos dados, sendo uma verdadeira "sombra" do objeto original, quando visto de seu ponto mais informativo. Isto é feito, usando-se apenas os primeiros componentes principais, de forma que a dimensionalidade dos dados transformados é reduzida.

O ACP é fortemente ligado à análise de fatores. Alguns pacotes estatísticos, propositadamente, convergem as técnicas. A verdadeira análise de fatores faz suposições diferentes sobre a estrutura subjacente dos dados e encontra os autovetores de uma matriz levemente diferente.

B.2 Detalhes do Modelo de Regressão ACP

O ACP é matematicamente definido como uma transformação linear ortogonal que transforma os dados para um novo sistema de coordenadas, de forma que a maior variância por qualquer projeção dos dados fica ao longo da primeira coordenada (o chamado *primeiro componente*), a segunda maior variância fica ao longo da segunda coordenada, e assim por diante.

Seja a matriz de dados, \mathbf{X}^T , com média empírica nula (i.e., a média empírica (amostral) da distribuição foi subtraída dos dados), onde cada uma das n linhas representa uma repetição diferente do experimento, e cada uma das m colunas dá um tipo particular de dado (e.g., os resultados de um determinado experimento). (Note-se que \mathbf{X}^T é definida aqui e não \mathbf{X} propriamente dito, e o que é chamado de \mathbf{X}^T é por vezes denotado por \mathbf{X} .) A decomposição em valores singulares (DVS) de \mathbf{X} é $\mathbf{X} = \mathbf{W}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T$, onde a matriz \mathbf{W} ($m \times m$) é a matriz de autovetores da matriz de covariância $\mathbf{X}\mathbf{X}^T$, a matriz $\mathbf{\Sigma}$ é $m \times n$ e sendo uma matriz diagonal retangular com números reais não-negativos na diagonal, e a matriz \mathbf{V} $n \times n$ é a matriz de autovetores de $\mathbf{X}^T\mathbf{X}$. Assim, a transformação ACP

que preserva a dimensionalidade (i.e., que dá o mesmo número de componentes principais do que o número de variáveis originais) é dada por:

$$\mathbf{Y}^T = \mathbf{X}^T \mathbf{W} = \mathbf{V} \mathbf{\Sigma}^T \mathbf{W}^T \mathbf{W} = \mathbf{V} \mathbf{\Sigma}^T \quad (\text{B.1})$$

\mathbf{V} não é definida unicamente no caso geral de $m < n - 1$, mas \mathbf{Y} é com frequência, definida unicamente. Como \mathbf{W} por definição da Decomposição em Valores Singulares (DVS) de uma matriz real é uma matriz ortogonal, e cada linha de \mathbf{Y}^T é simplesmente uma rotação da linha correspondente de \mathbf{X}^T . A primeira coluna de \mathbf{Y}^T é feita das "pontuações" dos casos relativamente ao componente "principal", a próxima coluna tem a pontuação relativamente ao segundo componente "principal", e assim por diante.

Se desejarmos uma representação de dimensionalidade reduzida, pode-se projetar \mathbf{X} ao espaço reduzido definido apenas pelos primeiros L vetores singulares, \mathbf{W}_L :

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W}_L^T \mathbf{X} = \mathbf{\Sigma}_L \mathbf{V}^T \quad (\text{B.2})$$

Onde:

$$\mathbf{\Sigma}_L = \mathbf{I}_{L \times m} \mathbf{\Sigma}_{\text{com}} \mathbf{I}_{L \times m} \text{ é a matriz identidade retangular } L \times m.$$

A matriz \mathbf{W} de vetores singulares de \mathbf{X} e equivalentemente a matriz \mathbf{W} de autovetores da matriz de covariâncias $\mathbf{C} = \mathbf{X} \mathbf{X}^T$,

$$\mathbf{X} \mathbf{X}^T = \mathbf{W} \mathbf{\Sigma} \mathbf{\Sigma}^T \mathbf{W}^T \quad (\text{B.3})$$

Dado um conjunto de pontos no espaço euclidiano, o primeiro componente principal corresponde a uma linha que passa através da média multidimensional e minimiza a soma dos quadrados das distâncias dos pontos à linha. O segundo componente principal corresponde ao mesmo conceito,

depois de subtrair-se toda a correlação com o primeiro componente principal dos pontos. Os valores singulares (em Σ) são as raízes quadradas dos autovalores da matriz XX^T . Cada autovalor é proporcional à porção de "variância" (mais precisamente da soma dos quadrados das distâncias dos pontos à média multidimensional dos mesmos) que é correlacionada com cada autovetor. A soma de todos os autovalores é igual à soma dos quadrados dos pontos à média multidimensional dos mesmos. O ACP essencialmente rotaciona o conjunto de pontos em torno da média de forma a alinhá-los com os componentes principais. Isto move o máximo possível de variância (usando uma transformação ortogonal) a algumas das primeiras dimensões. Os valores nas dimensões restantes, portanto, tendem a serem pequenos e podem ser descartados com o mínimo de perda de informação. O ACP é comumente utilizado dessa maneira para redução de dimensionalidade. O ACP tem a distinção de ser a melhor transformação ortogonal para manter o subspaço que tem a maior "variância" (como definida há pouco). No entanto, essa vantagem tem o preço de exigir mais recursos computacionais se comparado com, por exemplo, a transformada discreta de cosenos (quando esta também for aplicável). Técnicas de dimensão de reducionalidade não-linear tendem a ser ainda mais dispendiosas (computacionalmente, falando) do que o ACP.

O ACP é sensível à escala das variáveis. Se houver apenas duas variáveis de variâncias amostrais iguais e positivamente correlacionadas, então o ACP irá consistir de uma rotação de 45° , e os "carregamentos" (ou *loadings*) para as duas variáveis relativos ao componente principal serão iguais. Mas se for multiplicado todos os valores da primeira variável por 100, então o componente principal será quase igual a essa variável, com uma pequena contribuição da outra variável, ao passo que o segundo componente será quase que alinhado com a segunda variável original. Isso significa que, sempre que as diferentes variáveis tiverem unidades diferentes (como massa e temperatura), o ACP será de certa forma um método arbitrário de análise de dados. Por exemplo, resultados diferentes seriam obtidos se Fahrenheit fosse usado em vez de

Celsius. Note-se que o artigo original de Pearson foi intitulado "*On Lines and Planes of Closest Fit to Systems of Points in Space*" – "*in space*" (no espaço) implica o espaço físico euclidiano, no qual tais ressalvas não ocorrem. Uma maneira de tornar o ACP menos arbitrário é usar as variáveis renormalizadas para variância unitária.

B.3 Discussão

Subtração de média, ou "centralização na média", é necessária no ACP para garantir que os primeiros componentes principais descrevam a direção de máxima variância. Se a subtração da média não for feita, os primeiros componentes principais podem corresponder mais ou menos à média dos dados. Uma média igual a zero é necessária para encontrar a base que minimiza o erro quadrado médio da aproximação dos dados.

Assumindo-se uma média empírica nula, ou seja, se a média empírica da distribuição for subtraída do conjunto de dados, o componente principal w_1 de um conjunto de dados \mathbf{X} poderá ser definido como:

$$\mathbf{w}_1 = \arg \max_{\|\mathbf{w}\|=1} \text{Var}\{\mathbf{w}^T \mathbf{X}\} = \arg \max_{\|\mathbf{w}\|=1} \mathbf{E} \{(\mathbf{w}^T \mathbf{X})^2\} \quad (\text{B.4})$$

Com os primeiros $k-1$ componentes, o k -ésimo componente pode ser encontrado subtraindo-se os primeiros $k-1$ componentes principais de \mathbf{X} :

$$\widehat{\mathbf{X}}_{k-1} = \mathbf{X} - \sum_{i=1}^{k-1} \mathbf{w}_i \mathbf{w}_i^T \mathbf{X} \quad (\text{B.5})$$

e, substituindo-se B.5, como o novo conjunto de dados cujo componente principal é obtido em B.6:

$$\mathbf{w}_k = \arg \max_{\|\mathbf{w}\|=1} \mathbf{E} \{(\mathbf{w}^T \widehat{\mathbf{X}}_{k-1})^2\} \quad (\text{B.6})$$

O ACP é equivalente a funções ortogonais empíricas (FOE), um nome que é usado em meteorologia.

Uma rede neural *autoencoder* com uma camada linear escondida é similar ao ACP. À convergência, os vetores de peso dos K neurônios na camada escondida formarão uma base para o espaço formado pelos primeiros K componentes principais. Diferente do ACP, essa técnica não necessariamente produz vetores ortogonais.

O ACP é um modelo fundamental em reconhecimento de padrões. No entanto, não é otimizado para separação de classes. Uma alternativa é a *Linear Discriminant Analysis* (LDA), que leva esse aspecto em consideração.

B.4 Propriedades e Limitações do ACP

Como visto acima, os resultados do ACP dependem da escala das variáveis. A aplicabilidade do ACP é limitada por certas premissas feitas em sua derivação.

B.5 Cálculo da Regressão ACP por meio do Método da Covariância

O cálculo do ACP usando o método da covariância é descrito nesta seção. Note-se, porém, que é melhor usar a decomposição em valores singulares (DVS) (com *software* padrão de álgebra linear).

O objetivo é transformar um dado conjunto de dados \mathbf{X} de dimensão M num conjunto alternativo \mathbf{Y} de dimensão menor L . Equivalentemente, deseja-se a matriz \mathbf{Y} , onde \mathbf{Y} é a transformada Karhunen–Loève (KLT) da matriz \mathbf{X} :

$$\mathbf{Y} = \text{KLT}\{\mathbf{X}\} \quad (\text{B.7})$$

B.5.1 Organização do Conjunto de Dados

Suponha-se um conjunto de dados sobre um conjunto de observações de M variáveis, onde o objetivo é reduzir os dados de forma que cada observação

possa ser descrita com apenas L variáveis, $L < M$. Suponha, ainda, que os dados possam ser dispostos como um conjunto de N vetores de dados $x_1 \dots x_N$ com cada x_n representando uma única observação agrupada das M variáveis.

- Escreva $x_1 \dots x_N$ como vetores coluna, cada um tendo M linhas,
- Disponha os vetores coluna em uma única matriz \mathbf{X} de dimensões $M \times N$.

B.5.2 Cálculo da Média Empírica

- Encontre a média empírica ao longo de cada dimensão $m = 1, \dots, M$.
- Disponha esses valores de média em um vetor de média empírica \mathbf{u} de dimensões $M \times 1$.

$$\mathbf{u}[\mathbf{m}] = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{X}[\mathbf{m}, n] \quad (\text{B.8})$$

B.5.3 Cálculo dos Desvios da Média

A subtração de média é uma parte fundamental no cálculo de uma base de componentes principais que minimize o erro médio da aproximação dos dados. Logo, centralizam-se os dados da seguinte forma:

- Subtraia o vetor de média empírica \mathbf{u} de cada coluna da matriz de dados \mathbf{X} .
- Armazene os dados centralizados na matriz \mathbf{B} $M \times N$.

$$\mathbf{B} = \mathbf{X} - \mathbf{u}\mathbf{h} \quad (\text{B.9})$$

onde \mathbf{h} é um vetor-linha $1 \times N$ com todos 1s:

$$h[n] = 1 \quad \text{para } n = 1, \dots, N \quad (\text{B.10})$$

B.5.4 Cálculo da Matriz de Covariância

- Encontre a matriz de covariância empírica \mathbf{C} $M \times M$ do produto externo da matriz \mathbf{B} consigo mesma:

$$\mathbf{C} = \mathbb{E}[\mathbf{B} \otimes \mathbf{B}] = \mathbb{E}[\mathbf{B} \cdot \mathbf{B}^*] = \frac{1}{N} \sum \mathbf{B} \cdot \mathbf{B}^* \quad (\text{B.11})$$

Onde:

- \mathbb{E} - é o operador de valor esperado,
- \otimes - é o operador de produto externo, e,
- $*$ - é o operador conjugado transposto.

- Note-se que se \mathbf{B} consiste inteiramente de números reais, o que ocorre em diversas aplicações, a "conjugada transposta" é a mesma que a transposta usual.
- Note-se que a informação nesta seção é um tanto imprecisa, já que produtos externos se aplicam a vetores. Para casos de tensores, produtos tensoriais deveriam ser usados, mas a matriz de covariância no ACP é uma soma de produtos externos entre os vetores de amostras; de fato, o mesmo poderia ser representado como $\mathbf{B} \cdot \mathbf{B}^*$.

B.5.5 Cálculo dos Autovetores e Autovalores da Matriz de Covariância

- Calcula-se a matriz \mathbf{V} de autovetores que diagonaliza a matriz de covariância \mathbf{C} :

$$\mathbf{V}^{-1} \mathbf{C} \mathbf{V} = \mathbf{D} \quad (\text{B.12})$$

onde \mathbf{D} é a matriz diagonal de autovalores de \mathbf{C} . Esse passo tipicamente envolve o uso de um método numérico para o cálculo de autovetores e autovalores. Tais algoritmos são amplamente disponíveis como pacotes da maioria dos sistemas de álgebra matricial, como o Scilab, o R

(linguagem de programação), Mathematica, SciPy, GNU Octave, bem como VXL e OpenCV.

- A matriz \mathbf{D} toma a forma de uma matriz diagonal $M \times M$,

Onde:

$$\mathbf{D}[\mathbf{p}, \mathbf{q}] = \lambda_m \quad \text{para } \mathbf{p} = \mathbf{q} = \mathbf{m} \quad (\text{B.13})$$

é o m -ésimo autovalor da matriz de covariância \mathbf{C} , e

$$\mathbf{D}[\mathbf{p}, \mathbf{q}] = 0 \quad \text{para } \mathbf{p} \neq \mathbf{q} \quad (\text{B.14})$$

- A matriz \mathbf{V} também $M \times M$ contém M vetores coluna, cada um de tamanho M , que representa os M autovetores da matriz de covariância \mathbf{C} .
- Os autovalores e autovetores são ordenados e casados. Cada m -ésimo autovalor corresponde ao m -ésimo autovetor.
- Reordenam-se as colunas da matriz de autovetor \mathbf{V} e da matriz de autovalor \mathbf{D} na ordem *decrecente* de autovalores.

B.5.6 Cálculo da Energia Acumulativa para cada Autovetor

- Os autovalores representam de certa forma, a distribuição da energia nos dados ao longo de cada um dos autovetores, onde aqui os autovetores formam uma base para os dados. A energia acumulativa g para o m -ésimo autovetor é a soma do conteúdo de energia ao longo de todos os autovalores de 1 a m :

$$\mathbf{g}[\mathbf{m}] = \sum_{\mathbf{q}=1}^{\mathbf{m}} \mathbf{D}[\mathbf{q}, \mathbf{q}] \quad \text{para } \mathbf{m} = 1, \dots, \mathbf{M} \quad (\text{B.15})$$

(B.15)

B.5.7 Seleção de um Subconjunto de Autovetores como Vetores Base

- Armazenam-se as primeiras L colunas de \mathbf{V} como a matriz \mathbf{W} $M \times L$:

$$\mathbf{W}[\mathbf{p}, \mathbf{q}] = \mathbf{V}[\mathbf{p}, \mathbf{q}] \quad \text{para } \mathbf{p} = 1, \dots, \mathbf{M} \quad \mathbf{q} = 1, \dots, \mathbf{L} \quad (\text{B.16})$$

Onde;

$$1 \leq L \leq M \quad (\text{B.17})$$

- Utiliza-se o vetor \mathbf{g} como um guia na escolha de um valor adequado para L . O objetivo é escolher o menor valor possível para L que ao mesmo tempo garanta um valor suficientemente alto de g em termos percentuais. Por exemplo, pode-se escolher L de forma que a energia acumulativa g esteja acima de certo limiar, p. ex., 90%. Nesse caso, escolhe-se o menor valor de L tal que:

$$\frac{g[\mathbf{m}=\mathbf{L}]}{\sum_{\mathbf{q}=1}^{\mathbf{M}} D[\mathbf{q}, \mathbf{q}]} \geq 0,9 \quad (\text{B.18})$$

B.5.8 Conversão dos Dados Originais em Pontuações - Z

- Criar um vetor \mathbf{s} com desvio padrão $M \times 1$ da raiz quadrada de cada elemento ao longo da diagonal da matriz de covariância \mathbf{C} :

$$\mathbf{s} = \{\mathbf{s}[\mathbf{m}]\} = \{\sqrt{\mathbf{C}[\mathbf{m}, \mathbf{m}]}\} \quad \text{para } \mathbf{m} = 1, \dots, \mathbf{M} \quad (\text{B.19})$$

- Calcular a matriz $M \times N$ de pontuações-Z:

$$\mathbf{Z} = \frac{\mathbf{B}}{\mathbf{s.h}} \quad (\text{dividir elemento por elemento}) \quad (\text{B.20})$$

- Note-se que apesar desse passo ser útil em diversas aplicações (pois normaliza os dados em relação às variâncias), ele não é uma parte integral do ACP/KLT

B.5.9 Projeção das Pontuações-Z dos Dados na Nova Base

- Os vetores projetados são as colunas da matriz:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W}^* \cdot \mathbf{Z} = \text{KLT}\{\mathbf{X}\} \quad (\text{B.21})$$

- \mathbf{W}^* é a conjugada transposta da matriz de autovetores.
- As colunas da matriz \mathbf{Y} representam as transformadas de Karhunen–Loeve (KLT) dos vetores de dados nas colunas da matriz \mathbf{X} .

B.6 Software e Código Fonte

- No software livre de estatística R, as funções **princomp** e **prcomp** podem ser usadas para a regressão ACP; o **prcomp** usa a decomposição em valores singulares que geralmente fornece uma melhor precisão numérica. Existe uma expansão, recente, em implementações de ACP em diversos pacotes do R, geralmente em pacotes de propósito específico.
- No *Octave*, um ambiente livre de programação compatível com o MATLAB, a função **princomp** dá o componente principal.
- *OpenCV*
- Na Biblioteca NAG, ACP é implementada via a rotina g03aa (disponível tanto em Fortran e na linguagem C).
- *Cornell Spectrum Imager* - Uma ferramenta de código aberto baseada no ImageJ. Permite análise rápida e fácil de ACP para 3D *datacubes*.
- Weka também calcula componentes principais (javadoc).

B.7 Cálculo Eficiente dos Componentes Principais

B.7.1 Algoritmos Iterativos

Em implementações práticas, especialmente para dados de alta dimensão (m grande), o método de covariância não é muito usado por não ser eficiente. Uma maneira de calcular o primeiro componente principal, eficientemente, é dado no pseudo-código a seguir, para uma matriz de dados \mathbf{X}^T com média zero, sem precisar calcular sua matriz de covariância. Note-se que, aqui, uma matriz de dados com média nula significa que as colunas de \mathbf{X}^T devem ter, cada uma, média zero.

p = um vetor aleatório
faça c vezes:
t = 0 (um vetor de tamanho m)

Para cada linha $\mathbf{x} \in \mathbf{X}^T$

$$\mathbf{t} = \mathbf{t} + (\mathbf{x} \cdot \mathbf{p})\mathbf{x}$$

$$\mathbf{p} = \frac{\mathbf{t}}{|\mathbf{t}|}$$

Retorne **p**

Esse algoritmo é simplesmente uma maneira eficiente de calcular $\mathbf{X}\mathbf{X}^T\mathbf{p}$, normalizando, e colocando o resultado de volta em \mathbf{p} . Ele evita as nm^2 operações de cálculo da matriz de covariância. O valor de \mathbf{p} ficará, próximo da primeira componente principal de \mathbf{X}^T dentro de poucas iterações, c . (A magnitude de \mathbf{t} será maior depois de cada iteração. A convergência é detectada quando aumenta muito pouco relativo à precisão da máquina.)

Componentes principais subsequentes podem ser calculados, subtraindo-se o componente \mathbf{p} de \mathbf{X}^T (ver Gram–Schmidt) e então, repetindo tal algoritmo para encontrar a próxima componente principal. No entanto, esta estratégia simplista

não é estável, numericamente, se mais de um pequeno número de componentes principais são exigidos, porque imprecisões nos cálculos afetarão, aditivamente, as estimativas de componentes principais subsequentes.

Uma forma de se calcular o autovalor correspondendo a cada componente principal, é medir a diferença na soma de distâncias ao quadrado entre as linhas e a média, antes e depois de subtrair-se o componente principal. O autovalor que corresponde ao componente que foi removido é igual a essa diferença.

B.7.2 Método NIPALS

Para dados de alta dimensionalidade, tais como os gerados nas ciências omicas (por exemplo, genômica, *metabolomics*) e visão computacional, é, geralmente, necessário apenas, calcular os primeiros componentes principais.

O algoritmo *non-linear iterative partial least squares* (NIPALS) calcula \mathbf{t}_1 e \mathbf{p}_1' de \mathbf{X} . O produto exterior, $\mathbf{t}_1\mathbf{p}_1'$ pode então ser subtraído de \mathbf{X} , restando a matriz residual \mathbf{E}_1 . Isso pode então ser usado para calcular os componentes principais subsequentes, resultando numa redução acentuada no tempo de cálculo já que se evita um cálculo completo e explícito da matriz de covariância.

ANEXO C - REGRESSÃO POR MÍNIMOS QUADRADOS PARCIAIS (PLS)

C.1 Introdução

Este Anexo foi extraído do capítulo 2 do trabalho de dissertação de Morellato (2010), onde ele apresenta o método de Regressão dos Mínimos Quadrados Parciais (*Partial Least Squares*- PLS), método este desenvolvido em meados dos anos 60 por Herman O. A. Wold.

Uma boa introdução sobre o método de Regressão PLS pode ser, também, obtida com a leitura do artigo de Tobias (1995). Algumas das referências básicas sobre o método PLS são de Geladi and Kowalski (1986), Höskuldsson (1988), Wold (2001) e Abdi (2003), todas citadas por Morellato (2010).

Também são apresentadas as diferenças entre o método de Regressão PLS (*Partial Least Squares*) e o método de Regressão dos Mínimos Quadrados Ordinários (*Ordinary Least Squares*-OLS), as vantagens e as desvantagens do referido método, assim como também, uma breve descrição do método.

O método de Regressão PLS foi, originalmente, construído para o uso no campo da Econometria, mas acabou sendo adotado, também, pelo campo da Quimiometria.

Atualmente a regressão por mínimos quadrados parciais tornou-se uma ferramenta padrão para modelagem de relações lineares entre medições multivariadas.

Naes et al. (2002) citados por Morellato (2010) argumentam que em calibração multivariada, na Quimiometria, geralmente o número de observações é inferior ao número de covariáveis, e essas possuem alta correlação entre si.

De acordo com Morellato (2010), o método de Regressão PLS também é utilizado em estudos que usam dados de expressão gênica de DNA para classificação das amostras em categorias, tais como tipos de câncer. Segundo Nguyen e Rocke (2002) citados por Morellato (2010), dados de expressão

gênica são caracterizados por muitas variáveis observadas (gene) e poucas observações (experimentos).

O uso de PLS em Econometria se deve, principalmente, ao fato de as covariáveis terem um alto grau de colinearidade.

Segundo MacGregor e Kourti (1995), em várias abordagens de controle de qualidade é feito o monitoramento apenas das variáveis de qualidade do produto. Entretanto, frequentemente existe uma grande quantidade de covariáveis. O método PLS é utilizado na redução da dimensão dos dados referentes às covariáveis. Essa redução resulta em fatores que são usados na construção de cartas de controle multivariadas.

Algumas diferenças entre o método PLS e o de mínimos quadrados ordinários são apresentadas na próxima seção.

C.2 Diferenças entre os métodos de Regressão PLS e Mínimos Quadrados Ordinários (Ordinary Least Squares-OLS)

O método de Regressão dos Mínimos Quadrados Ordinários, *Ordinary Least Squares* (OLS), diferentemente do PLS, apresenta resultados instáveis para pequenos tamanhos de amostra em relação ao número de variáveis independentes e o alto grau de correlação entre as covariáveis, conhecido por *multicolineariedade*, que acaba aumentando a variância dos coeficientes estimados.

A técnica de Regressão PLS é, preferencialmente, uma técnica de predição, e não de interpretação, apesar de existirem vários trabalhos que aplicam técnicas interpretativas sobre os fatores extraídos via PLS. Em contrapartida, o método de Mínimos Quadrados Ordinários é uma técnica direcionada para ambas as finalidades, predição e interpretação.

A próxima seção apresenta algumas vantagens e desvantagens do método de Regressão PLS.

C.3 Vantagens e Desvantagens do Método de Regressão PLS

O método de Regressão PLS apresenta as seguintes vantagens:

- Capacidade para modelamento de regressões com múltiplas variáveis resposta;
- Não é afetado por multicolinearidade e,
- Produz fatores que têm grandes covariâncias com as variáveis respostas, ou seja, fatores com alto poder de predição.

As desvantagens do método de Regressão PLS são:

- Dificuldade na interpretação das cargas dos fatores;
- Os estimadores dos coeficientes de regressão não possuem distribuições conhecidas e, com isso, os seus testes de significância só podem ser realizados via métodos de reamostragem; e,
- Falta de estatísticas de teste para o modelo.

C.4 Descrição do Método de Regressão PLS

Nesta seção é apresentado todo o processo de estimação do método PLS, iniciando na extração dos fatores até a obtenção dos estimadores dos coeficientes da regressão. Esta seção está fortemente baseada no trabalho de Wold et al. (2001).

Como em Regressão Linear Múltipla (RLM), a principal finalidade da Regressão por Mínimos Quadrados Parciais é construir um modelo linear:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{XB} + \mathbf{E}, \quad (\text{A.1})$$

Onde:

- $\mathbf{Y} = (y_1, \dots, y_M)$ é uma matriz ($N \times M$) de variáveis resposta,
- $\mathbf{X} = (x_1, \dots, x_K)$ é uma matriz ($N \times K$) de variáveis preditoras,
- \mathbf{B} é uma matriz ($K \times M$) dos coeficientes da regressão, e,

- E é a matriz de ruídos para o modelo que tem a mesma dimensão de Y .

Os erros no modelo de Regressão PLS têm os mesmos pressupostos que a Regressão Linear Múltipla (RLM), exceto pela distribuição. Na RLM, para efeitos de testes de hipóteses, os erros têm distribuição normal multivariada com vetor de médias nulo e matriz de covariâncias $\sigma^2 I$, em que I é uma matriz identidade ($N \times N$).

O método PLS é uma abordagem livre de distribuição. Dessa forma, os erros da regressão possuem vetor de médias nulo e matriz de covariâncias igual a $\sigma^2 I$, mas sem uma distribuição definida.

A principal consequência disso é que os estimadores dos coeficientes da regressão não possuem distribuições conhecidas. Logo, são necessárias técnicas de reamostragem para verificar a significância dos coeficientes.

O método de Regressão PLS extrai um pequeno número de "novas" variáveis, chamadas de fatores ou componentes e denotadas por t_a onde $a=1, \dots, A$.

Os fatores são preditores de Y e também descrevem X (veja as Equações (A.2) e (A.3) abaixo), isto é, tanto X como Y são, pelo menos em parte, modelados pelas mesmas variáveis latentes.

A ideia do método de Regressão PLS é extrair componentes que consigam capturar as variâncias das covariáveis e também obter correlações com as variáveis dependentes. Isto pode ser conseguido maximizando a covariância entre os fatores de X , t_a , e Y , ou seja, as variáveis latentes são modificadas para que essas covariâncias sejam maximizadas.

O número de componentes extraídos de X é menor que o número de covariáveis ($A < K$) e eles são ortogonais. Estes são obtidos como combinações lineares das variáveis originais x_k , com os coeficientes, "pesos", w_a ($a= 1, \dots, A$), dados por:

$$\mathbf{T} = \mathbf{XW}, \quad (\text{A.2})$$

Onde:

- $\mathbf{T} = (\mathbf{t}_1, \mathbf{t}_2, \dots, \mathbf{t}_A)$ é a matriz (N x A) de fatores e
- $\mathbf{W} = (w_1, w_2, \dots, w_A)$ é a matriz (K x A) de pesos.

As matrizes \mathbf{X} e \mathbf{Y} são decompostas, como em uma análise fatorial, da seguinte forma:

$$\mathbf{X} = \mathbf{TP}' + \mathbf{F} \quad (\text{A.3})$$

e

$$\mathbf{Y} = \mathbf{UC}' + \mathbf{G}, \quad (\text{A.4})$$

sendo que:

- \mathbf{T} e \mathbf{U} são matrizes (N x A) dos fatores de \mathbf{X} e \mathbf{Y} , respectivamente,
- \mathbf{P}' e \mathbf{C}' são matrizes (A x K) de cargas de \mathbf{X} e \mathbf{Y} , respectivamente,
- e \mathbf{F} e \mathbf{G} são matrizes de erros.

Como citado anteriormente, na decomposição de \mathbf{X} , as componentes, \mathbf{t}_a , são obtidas de maneira que as covariâncias entre elas e as variáveis resposta da matriz \mathbf{Y} sejam maximizadas.

Com a dimensão de \mathbf{X} reduzida em A componentes, \mathbf{t}_a (A < K) pode-se efetuar a regressão de \mathbf{Y} sobre \mathbf{T} na forma:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{TC}' + \mathbf{E} \quad (\text{A.5})$$

Para conseguir os coeficientes da Regressão PLS referentes aos dados originais, basta substituir a igualdade em (A.1), na Equação (A.5), e obter

$$\mathbf{Y} = \mathbf{TC}' + \mathbf{E} = \mathbf{XWC}' + \mathbf{E} = \mathbf{XB} + \mathbf{E} \quad (\text{A.6})$$

Assim, os coeficientes da Regressão PLS podem ser escritos como:

$$\mathbf{B} = \mathbf{WC}' \quad (\text{A.7})$$

O estimador para \mathbf{C} é obtido pelo método dos mínimos quadrados, e dado por

$$\hat{\mathbf{C}}' = (\mathbf{T}'\mathbf{T})^{-1}\mathbf{T}'\mathbf{Y} \quad (\text{A.8})$$

Conseqüentemente,

$$\hat{\mathbf{B}} = \mathbf{W}\hat{\mathbf{C}}' = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{b}}_{0,1} & \hat{\mathbf{b}}_{0,2} \dots & \hat{\mathbf{b}}_{0,M} \\ \hat{\mathbf{b}}_{1,1} & \hat{\mathbf{b}}_{1,2} \dots & \hat{\mathbf{b}}_{1,M} \\ \hat{\mathbf{b}}_{K,1} & \hat{\mathbf{b}}_{K,2} \dots & \hat{\mathbf{b}}_{K,M} \end{bmatrix} \quad (\text{A.9})$$

A j -ésima coluna da matriz $\hat{\mathbf{B}}$ corresponde aos coeficientes estimados para o modelo referente à variável resposta y_j , $j = 1, 2, \dots, M$.

C.5 Algoritmo NIPALS

O algoritmo padrão usado para o cálculo dos componentes da Regressão PLS é o *Nonlinear Iterative Partial Least Squares* (NIPALS), desenvolvido originalmente por Herman Wold (1966) para resolver problemas relacionados com dados mau condicionados. Na literatura existem muitas versões com pequenas alterações desse algoritmo e, assim como no algoritmo original, todas trabalham com as matrizes de dados originais \mathbf{X} e \mathbf{Y} padronizadas (escaloadas e centradas em zero). Morellato (2010) apresenta no seu trabalho uma descrição do algoritmo NIPALS, tendo o seguinte roteiro:

1. Faça \mathbf{u} igual a uma das colunas de \mathbf{Y} ;
2. Determine uma coluna dos pesos de \mathbf{W} , utilizando;

$$\mathbf{w} = \mathbf{X}'\mathbf{u}/\mathbf{u}'\mathbf{u}; \quad (\text{A.10})$$

3. Determine uma coluna dos \mathbf{T} , por meio de;

$$\mathbf{t} = \mathbf{X}\mathbf{w}; \quad (\text{A.11})$$

4. Determine os pesos de \mathbf{Y} , \mathbf{c} , usando;

$$\mathbf{c} = \mathbf{Y}'\mathbf{t}/\mathbf{t}'\mathbf{t}; \quad (\text{A.12})$$

5. Faça a atualização dos fatores de \mathbf{Y} , \mathbf{u} , através de;

$$\mathbf{u} = \mathbf{Y}\mathbf{c}/\mathbf{c}'\mathbf{c}; \quad (\text{A.13})$$

6. Teste a convergência de \mathbf{t} , isto é,

$$\|\mathbf{t}_{\text{velho}} - \mathbf{t}_{\text{novo}}\| \div \|\mathbf{t}_{\text{novo}}\| \leq \epsilon \quad (\text{A.14})$$

onde ϵ é uma constante predeterminada. Se não houver convergência retorne ao passo 2, caso contrário siga para o passo 7. Caso haja apenas uma variável resposta ($m=1$) o procedimento converge em uma única iteração.

7. Faça

$$\mathbf{p} = \mathbf{X}'\mathbf{t}/\mathbf{t}'\mathbf{t} \quad (\text{A.15})$$

$$\mathbf{X} = \mathbf{X} - \mathbf{t}\mathbf{p}' \quad (\text{A.16})$$

$$\mathbf{Y} = \mathbf{Y} - \mathbf{t}\mathbf{c}' \quad (\text{A.17})$$

8. Continue com o próximo componente (volte ao passo 1) até que a validação cruzada (veja seção D.6) indique que o número de componentes é adequado.

C.6 Número de Componentes

Com um grande número de variáveis explicativas, e possivelmente muitas destas sendo correlacionadas, há um considerável risco de ocorrer sobreajuste (overfitting), isto é, obter um modelo bem ajustado e com pouco ou nenhum poder de predição. Por isso, é necessário verificar o poder preditivo para cada componente adicionado, e então parar a extração destes quando começarem a ocorrer fatores com baixo poder preditivo.

A validação cruzada é uma solução prática e confiável para verificar esse poder preditivo. Este tem sido o teste padrão na análise de Regressão PLS, e está incorporado em grande parte aos softwares que tratam de PLS, como R, SAS, Matlab, Minitab, etc.

Basicamente, a validação cruzada funciona particionando o conjunto de dados em um número de grupos, G , um grupo de cada vez é omitido. Os dados dos outros grupos são usados para construir um modelo. Este modelo é usado para prever os valores de Y dos dados omitidos, e as previsões são comparadas com os valores omitidos, deve-se então reservar os resíduos destas previsões.

Este processo se repete até que cada grupo tenha sido omitido uma vez, e o total da soma dos quadrados destas diferenças é calculado, temos então a estatística PRESS (predictive residual sum of squares), soma dos quadrados dos resíduos preditivos. Componentes são adicionados ao modelo até que o próximo componente aumente o valor de PRESS.

C.7 Número de Modelos

A Regressão PLS tem a capacidade de modelar em uma análise várias respostas conjuntamente. Quando as variáveis resposta são correlacionadas, eles devem ser analisadas em conjunto. Caso as variáveis resposta sejam descorrelacionadas, uma única Regressão PLS tende a gerar muitos componentes e a modelagem separada de cada resposta é a indicada. Por isso, é usual iniciar com uma análise de componentes principais apenas na matriz Y . Se o número de componentes resultantes dessa análise for pequeno quando comparado ao número de respostas, M , então as variáveis resposta são correlacionadas e uma única Regressão PLS deve ser feita. Se, entretanto, as variáveis resposta estiverem separadas em grandes grupos (na visualização dos gráficos das cargas), então recomenda-se fazer uma Regressão PLS para cada um desses grupos.