



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA METALÚRGICA E DE MATERIAIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA E CIÊNCIA DE
MATERIAIS

FRANCISCO ESTÊNIO DA SILVA

RECONHECIMENTO DE PADRÕES ATRAVÉS DE ANÁLISES
ESTATÍSTICAS E FRACTAIS APLICADAS A DADOS DE ENSAIOS
NÃO-DESTRUTIVOS

Fortaleza, CE – Brasil
dezembro de 2011



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA METALÚRGICA E DE MATERIAIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA E CIÊNCIA DE
MATERIAIS

FRANCISCO ESTÊNIO DA SILVA

RECONHECIMENTO DE PADRÕES ATRAVÉS DE ANÁLISES
ESTATÍSTICAS E FRACTAIS APLICADAS A DADOS DE ENSAIOS
NÃO-DESTRUTIVOS

Tese submetida à Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Engenharia e Ciência de Materiais da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial para a obtenção do grau de Doutor em Engenharia e Ciência de Materiais.

Orientador: Prof. Dr. Lindberg Lima Gonçalves

Co-Orientador: Prof. Dr. Elineudo Pinho de Moura

Fortaleza, CE – Brasil
dezembro de 2011



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA METALÚRGICA E DE MATERIAIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA E CIÊNCIA DE
MATERIAIS

PARECER DA COMISSÃO DE TESE DE DOUTORADO

FRANCISCO ESTÊNIO DA SILVA

RECONHECIMENTO DE PADRÕES ATRAVÉS DE ANÁLISES ESTATÍSTICAS E
FRACTAIS APLICADAS A DADOS DE ENSAIOS NÃO-DESTRUTIVOS

A comissão de Tese composta pelos professores, Lindberg Lima Gonçalves, Presidente e Orientador, da Universidade Federal do Ceará; Elineudo Pinho de Moura, da Universidade Federal do Ceará; Marcelo José Gomes da Silva, da Universidade Federal do Ceará; André de Pinho Vieira, da Universidade de São Paulo e Thomas Gabriel Rosauro Clarke, da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, considera o candidato:

Aprovado

Não Aprovado

Secretaria do Programa de Pós-Graduação em Engenharia e Ciência de Materiais da Universidade Federal do Ceará, em 19 de dezembro de 2011.

Prof. Dr. Lindberg Lima Gonçalves
Presidente e Orientador

Prof. Dr. Elineudo Pinho de Moura
Membro

Prof. Dr. Marcelo José Gomes da Silva
Membro

Prof. Dr. André de Pinho Vieira
Membro

Prof. Dr. Thomas Gabriel Rosauro Clarke
Membro

Aos meus amigos.

AGREDECIMENTOS

Ao Professor Lindberg Lima Gonçalves pela credibilidade, apoio e orientação reservados a mim no desenvolvimento deste trabalho.

Ao Professor André de Pinho Vieira da USP pela ajuda na implementação dos algoritmos no início do trabalho.

Ao Professor Elineudo Pinho de Moura pela ajuda na otimização dos algoritmos, pela orientação prestada durante o trabalho e pelos dados de TOFD e RX cedidos.

Ao CENPES/PETROBRAS pelos corpos de prova cedidos para os ensaios de Barkhausen.

Ao Professor Linilson Rodrigues Padovese da USP pela disponibilização do equipamento de ensaio magnético de Barkausen e ajuda na captura dos sinais.

Aos colegas do CENDE pela amizade e ajuda durante o trabalho.

A todos os colegas do Curso de Pós-graduação em Engenharia e Ciência de Materiais da Universidade Federal do Ceará pela amizade e ajuda durante o trabalho.

A FUNCAP e ao CNPq pelos apoios financeiros.

RESUMO

Neste trabalho estudou-se uma metodologia de classificação de padrões relacionados a dois tipos de dados: (1) sinais obtidos através dos ensaios ultrassônicos (técnica pulso-eco) e sinais magnéticos obtidos através de ruído Barkhausen realizados em amostras de tubos de aço carbono ferrítico-perlítico que devido aos efeitos da temperatura de trabalho apresentaram mudanças microestruturais decorrentes da transformação parcial ou total da perlita em esferoiditas; e (2) imagens construídas a partir de ensaios ultrassônicos (técnica TOFD) e imagens radiográficas digitais de chapas de aço carbono 1020 soldadas, obtidas com resolução de 8bits, nas quais foram inseridos diversos tipos de defeitos de soldagem. Dos dados gerados, foram estudadas as imagens com os defeitos de falta de fusão (FF), falta de penetração (FP), porosidade (PO) e uma classe designada como sem defeito (SD). Para tanto, utilizaram-se de técnicas matemáticas não convencionais no pré-processamentos dos dados conhecidas como análises estatísticas de Hurst (RSA) e flutuação sem tendência (DFA) e as análises fractais de contagem de caixas (BCA) e de mínima cobertura (MCA). Em seguida as curvas obtidas desse tratamento matemático inicial, funções discretas da largura da janela temporal, foram utilizadas na alimentação das técnicas de reconhecimento de padrões não supervisionada e supervisionada conhecidas, respectivamente, como análise de componentes principais (PCA) e análise da transformação de Karhunen-Loève (KL). Em relação aos estudos dos sinais magnéticos, o classificador KL mostrou-se eficiente quando aplicado às DFA do fluxo magnético, com uma taxa de sucesso em torno de 94%. Já para os sinais do ruído magnético não se obteve uma taxa de sucesso aceitável, independente do pré-processamento utilizado. Entretanto quando todas as curvas de todas as análises, dos dois tipos de sinais magnéticos (ruído e fluxo), foram concatenadas, obteve-se uma taxa média de sucesso consistente de aproximadamente 85%. No tocante às taxas de sucesso do classificador PCA, somente para o ruído magnético e considerando todas as curvas concatenadas para um grupo de dados selecionados, conseguiu-se uma taxa de sucesso de 96%. A respeito das análises dos sinais ultrassônicos retroespalhados, também não foi possível classificar, nem com a KL e nem com a PCA, os diferentes estágios de degradação microestrutural, independentemente do pré-processamento utilizado. No tocante às análises das imagens D-scan, obteve-se com a PCA, taxas de sucesso de 81% considerando apenas os dados das MCA, 73%

quando as curvas de todas as análises estatísticas e fractais foram concatenadas, e em torno de 85%, quando apenas as curvas das melhores análises (DFA e MCA) foram concatenadas. Já considerando o classificador KL, verificaram-se taxas de sucesso na etapa de treinamento, entre 96% e 99%, e máxima taxa de sucesso (100%) no caso dos vetores de todas as análises concatenados. Em relação aos resultados dos testes, a melhor taxa de sucesso alcançada foi aproximadamente de 77% quando se concatenaram todas as curvas oriundas dos pré-processamentos estatísticos e fractais. Com respeito às imagens radiográficas digitalizadas somente com o classificador KL (na etapa de treinamento, com 100% dos vetores) obtiveram-se taxas de sucesso individuais entre 70 e 90% de acertos e 100% de sucesso na classificação quando se concatenaram as curvas de todos os pré-processamentos das imagens.

ABSTRACT

In this work a procedure is studied for pattern classification related to different types of data, namely: (1) signals obtained from ultrasonic testing (pulse-echo technique) and magnetic signals obtained from Barkhausen noise in samples of ferritic-pearlitic carbon steel tubes which, due to temperature effects, have shown microstructural changes as consequence of the total or partial transformation of the pearlite into spherodite; (2) images built from TOFD ultrasonic testing and 8 bit digital radiographic images obtained from carbon steel 1020 sheets, with different welding defects. From the data obtained, images have been considered with the defects as lack of fusion, lack of penetration, porosity and images without defect. For this aim, non-conventional mathematical techniques have been used for the preprocessing of the data, namely, the statistical analyses, Hurst analysis (RSA) and detrended fluctuation analysis (DFA), and fractal analyses, box counting analysis (BCA) and minimal cover analysis (MCA). The curves obtained with the initial mathematical treatment, discrete functions of the temporal window width, have been handled with the supervised and non-supervised pattern recognition techniques known as principal component analysis and Karhunen-Loève (KL) transformation analysis respectively. With respect to the magnetic signals, the KL classifier has been shown to be very efficient when applied to DFA obtained from the magnetic flux, with a success rate around 94%. On the other hand, for the magnetic noise signals we have not obtained an acceptable success rate independently of the pre-processing used. However, when were considered the curves obtained by concatenating all curves of the pre-processing was obtained a consistent average success rate of 85%. As far as the rate of success of the PCA classifier is concerned, an excellent success of 96% has been reached for concatenated curves of selected data of magnetic noise only. As far as the analyses of the backscattered ultrasonic signals is concerned, it was not possible to classify the different stages of the microstructural degradation by using KL or PCA independently of the pre-processing used. As far as the analyses of the D-scan images are concerned, by applying PCA a rate of success of 81% has been obtained with MCA data, 73% has been obtained by concatenating all curves from the different fractal and statistical analyses and around 85% when concatenating the best individual results (DFA and MCA). On the other hand, considering the KL classifier, high success rates have been verified for the training

stage, between 96% and 99%, and a maximum success rate (100%), when concatenating all analyses. With respect to the testing results, the best success rate which has been reached was approximately 77%, when concatenating all the curves obtained from the statistical and fractal pre-processing. For the digitalized radiographic images, relevant individual rates of success (between 70% and 90%) for the training set (consisting of all data) have been obtained for the classifier KL only, and a 100% success rate, when concatenating all the curves obtained from the pre-processing of the images.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	1
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	4
2.1. ENSAIOS NÃO-DESTRUTIVOS	4
2.1.1. Principais Métodos de Avaliação Não-Destrutiva	5
2.2. ULTRASSOM	7
2.2.1. Princípio Básico	7
2.2.2. Classificação e Propriedades das Ondas Ultrassônicas	8
2.2.2.1. Tipos de ondas	8
2.2.2.2. Impedância acústica	9
2.2.2.3. Atenuação das ondas sônicas	9
2.2.2.4. Coeficientes de reflexão e transmissão	10
2.2.3. Relação Sinal / Ruído	10
2.2.4. Sistema de Aquisição e Visualização de Sinais Ultrassônicos	12
2.2.5. Principais Técnicas Convencionais do Ensaio Ultrassônico	16
2.2.5.1. Pulso-eco incidência normal	16
2.2.5.2. Pulso-eco incidência angular	17
2.2.6. Técnica Não-Convencional de Ensaio Ultrassônico	19
2.2.7. Sistema Automático de Inspeção da Técnica TOFD	22
2.3. RADIOGRAFIA INDUSTRIAL	23
2.3.1. Geração dos Raios-X e Raios Gama	24
2.3.2. Radiografia Digital	25
2.3.3. Digitalização de Imagens	26
2.4. TÉCNICA MAGNÉTICA DE BARKHAUSEN	29
2.5. SÉRIES TEMPORAIS E MÉTODOS DE ANÁLISES	31
2.6. FRACTAL E GEOMETRIA FRACTAL	32
2.7. ANÁLISES ESTATÍSTICAS E FRACTAIS	36
2.7.1. Análise de Hurst (RSA)	36
2.7.2. Análise da Flutuação Sem Tendência (DFA)	37
2.7.3. Análise de Cobertura Mínima (MCA)	39

2.7.4. Análise de Contagem de caixas (BCA)	40
2.7.5. Versões Estendidas	44
2.8. ANÁLISES DE RECONHECIMENTO DE PADRÃO	47
2.8.1. Análise de Componentes Principais (PCA)	48
2.8.2. Análise da Transformação de Karhunen-Loève (KL)	49
3. METODOLOGIA	50
3.1 MATERIAIS E ENSAIOS REALIZADOS	50
3.1.1. Ensaio Magnético de Barkhausen Realizado Nas Amostras de Aço Carbono Ferrítico-Perlítico	50
3.1.2. Ensaio de Ultrassom (pulso-eco) Realizado Nas Amostras de Aço Carbono Ferrítico-Perlítico	56
3.1.3. Ensaio de Ultrassom (TOFD) Realizado Nas Chapas de Aço Carbono AISI 1020 Soldadas	57
3.1.4. Ensaio Radiográfico Realizado Nas Chapas de Aço Carbono AISI 1020 Soldadas	62
3.2. PROCESSAMENTO DOS DADOS	64
4. RESULTADOS E DISCUSSÕES	68
4.1 ANÁLISES DOS DADOS OBTIDOS DAS AMOSTRAS DE AÇO CARBONO FERRÍTICO-PERLÍTICO	68
4.1.1. Análise Dos Dados Magnéticos	68
4.1.2. Análise Dos Dados Ultrassônicos Retroespalhados	93
4.2. ANÁLISES DOS DADOS OBTIDOS DAS CHAPAS DE AÇO AISI 1020 SOLDADAS	100
4.2.1. Análise Das Imagens D-scan Das Juntas Soldadas (TOFD)	100
4.2.2. Análise Das Radiografias Digitalizadas Das Juntas Soldadas	110
5. CONCLUSÕES	113
6. RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	116
7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	117

1. INTRODUÇÃO

A verificação da degradação de equipamentos industriais requer altos custos de inspeção nos mesmos. Alguns ensaios não-destrutivos apresentam-se confiáveis na análise dos defeitos, porém são lentos, de forma que interferem na disponibilidade dos equipamentos. Já outras técnicas são rápidas, mas de baixa confiabilidade. Algumas técnicas, por sua vez, são seguras, precisas e econômicas e, por conseguinte, possibilitam uma avaliação de equipamentos e estruturas metálicas industriais, sem indisponibilizá-los do serviço e, principalmente, avaliam o comprometimento estrutural que eventuais descontinuidades impõem à condição de integridade.

A operação segura e econômica de equipamentos e estruturas metálicas utilizados na indústria requer um alto grau de confiabilidade na sua integridade estrutural. Para que isso possa ser alcançado, é fundamental tomar conhecimento da presença, tipo, tamanho e localização das descontinuidades estruturais, bem como de sua criticidade. Os ensaios não-destrutivos (END) [ASNT HANDBOOK, 1996] são largamente empregados com esta finalidade, ocupando cada vez mais lugar de destaque as técnicas ultra-acústicas [ASM HANDBOOK, 1994].

Há evidências de que séries de sinais produzidos por vários sistemas físicos, biológicos e econômicos [CHEN ET ALL, 2002] exibem flutuações auto-similares complexas, cobrindo amplos intervalos de escalas temporais e espaciais. Tais sinais podem ser caracterizados por correlações de longo alcance, que satisfazem leis de potência [HU ET ALL, 2001]. Em função dos mecanismos não-lineares que controlam as interações subjacentes a esses sistemas complexos, os sinais são tipicamente não-estacionários, apresentando tendências intrínsecas e segmentos heterogêneos (ou seja, porções com diferentes propriedades estatísticas locais). Este é justamente o caso dos sinais (acústicos e magnéticos) produzidos pelos processos de deformação e evolução de defeitos em materiais.

Métodos estatísticos tradicionais, como a análise espectral [MORETTIN, 1999], são inadequados a sinais não-estacionários e esse fato sugere que novas técnicas sejam utilizadas nos estudos desses sinais, como por exemplo, as análises fractais.

Vários estudos já foram desenvolvidos nesse sentido a fim de caracterizar mecanismos de falha em materiais compósitos [SILVA, 2005] e em soldas metálicas [MOURA, 2003],

utilizando técnicas de emissão acústica e de ultrassom, respectivamente. Outros estudos foram realizados, com sucesso, na caracterização de diferentes estruturas de ferro fundido e materiais policristalinos [MATOS ET ALL, 2003], utilizando-se sinais de espalhamento ultrassônico.

Recentemente técnicas de END vêm se destacando na caracterização de defeitos de soldagem utilizando-se radiografia digitalizada [TESSER ET ALL, 2006], [SILVA, 2003] e sinais de TOFD [MOURA ET ALL, 2004], [VIEIRA, 2008] e na caracterização microestrutural de materiais metálicos [GÜR & ÇAM, 2007] e [PADOVESE ET ALL, 2010] por meio de sinais do ruído magnético de Barkhausen (RMB). Em outro estudo, utilizando-se dados de histerese magnética [SILVA ET ALL, 2011], foi possível caracterizar a evolução de recristalização de aços magnéticos através de análises de flutuações estatísticas e fractais.

Portanto, motivado pelos resultados alcançados, propõem-se técnicas matemáticas não-convencionais, cujo objetivo principal é avaliar e classificar possíveis padrões relacionados a dados oriundos, principalmente, de ensaios não-convencionais como sinais do ruído magnético de Barkhausen (RMB), imagens de TOFD e de radiografia digitalizada.

Para tal propósito é realizado um pré-processamento dos conjuntos de dados, obtidos nos ensaios através das seguintes técnicas matemáticas:

- **Análises de flutuações estatísticas:** (1) análise do intervalo re-escalado de Hurst ou análise de Hurst (*Hurst's rescaled range analysis – RSA*) [FEDER, 1988]. Tem como objetivo avaliar a persistência ou antipersistência de uma série temporal. (2) Análise da flutuação sem tendência (*detrended fluctuation analysis – DFA*) [KURNAZ, 2004] e [MOURA ET ALL, 2009]. Tem como objetivo melhorar a avaliação de correlações em uma série temporal eliminando as tendências lineares dos dados.

- **Análises fractais:** (1) de mínima cobertura (*minimal cover analysis – MCA*) [DUBOVICOV ET ALL, 2004] e (2) de contagem de caixas (*box counting analysis – BCA*) [ADDISON, 1997] e [BARAT, 1998]. Os métodos têm como objetivo estimar as dimensões fractais de um conjunto de pontos através da contagem do número mínimo de caixas ou cubos, de lado determinado, para cobrir todos os pontos do conjunto.

Em seguida as informações oriundas do tratamento matemático inicial dos dados são utilizadas na alimentação das **técnicas de reconhecimento de padrões** conhecidas como: (1) análise de componentes principais (*principal components analysis – PCA*) [WEBB, 2002] e (2) análise da transformação de Karhunen-Loève (*Karhunen - Loève transformation – KL*) [WEBB, 2002]. São técnicas matemáticas de seleção e extração de características, sendo a primeira um método de classificação não supervisionada e a segunda uma técnica de

classificação supervisionada.

Ainda são realizadas várias combinações das técnicas na etapa de pré-processamento a fim de aumentar a eficiência dos classificadores.

De uma forma geral, pretende-se, com este trabalho, desenvolver uma metodologia consistente de reconhecimento de padrões em função do pré-processamento utilizado.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Neste capítulo abordam-se os fundamentos teóricos das técnicas de ensaios não-destrutivos (END) utilizadas nas inspeções dos corpos de prova e capturas dos sinais. Em seguida, discute-se sobre séries temporais e métodos de análises. Logo depois, apresentam-se os conceitos sobre fractal e geometria fractal e, por último, explicam-se, matematicamente, as técnicas de reconhecimento de padrões e as análises estatísticas e fractais utilizadas no pré-processamento dos dados.

2.1. ENSAIOS NÃO-DESTRUTIVOS

Há décadas os testes não-destrutivos são praticados e uma das mais antigas aplicações foi a detecção de trincas superficiais em eixos e rodas de vagões ferroviários. As partes eram mergulhadas em óleo, em seguida limpadas e cobertas com um pó. Na presença de um defeito, como uma trinca, por exemplo, o óleo infiltrava-se e umidificava o pó promovendo, assim, uma indicação visual da falha. Conseqüentemente, óleos foram especificamente produzidos para realizar este teste que é conhecido como inspeção por líquido penetrante.

Além dos raios-X, descobertos em 1895 por Wilhelm Conrad Roentgen, outras técnicas eletrônicas de inspeção como a ultrassônica e correntes parasitas tiveram rapidamente suas instrumentações desenvolvidas. Este fato foi impulsionado pelos avanços tecnológicos decorrentes da segunda guerra mundial.

Com o surgimento da mecânica da fratura tornou-se possível predizer se uma trinca, com uma dada dimensão conhecida, falharia sob uma determinada carga caso fossem conhecidos as propriedades e resistência mecânicas do material. Além disso, outras leis foram desenvolvidas para inferir a taxa de crescimento de trincas sob carregamento cíclico.

A partir do advento dessas ferramentas, formou-se, então, a base para uma nova filosofia de projeto conhecida como tolerância do dano, através da qual era possível estabelecer se um defeito alcançaria sua dimensão crítica e causaria uma falha catastrófica. Por conta da exigência crescente em determinar a vida remanescente de um componente, emergiu uma nova disciplina conhecida como avaliação não-destrutiva.

O elevado grau de tecnologia desenvolvido foi alcançado visando assegurar e proteger a integridade física dos usuários que dependem do bom funcionamento de máquinas industriais (automobilística, petrolífera e petroquímica, geração de energia, siderúrgica, naval e aeronáutica, por exemplo). Assim, para garantir que materiais, componentes e processos tenham a qualidade requerida e sejam isentos de defeitos utiliza-se da inspeção por métodos não-destrutivos. Portanto, os ensaios não-destrutivos constituem uma das ferramentas indispensáveis para o controle da qualidade dos produtos da indústria moderna. Dentre os tipos de END, e em se tratando de investigação sobre defeitos internos, o ultrassom e a radiografia são os métodos eficientes para detectar precisamente pequenas discontinuidades (ordem de grandeza milimétrica). Esses dois tipos de END são muito utilizados nas indústrias petrolífera, nuclear, alimentícia, farmacêutica e bélica, para comprovação da qualidade de componentes em conformidade com normas, especificações e códigos de fabricação.

2.1.1. Principais Métodos de Avaliação Não-Destrutiva

Além da inspeção visual, que na maioria das vezes é preliminar a qualquer outra avaliação, os ensaios mais comumente usados são: líquido penetrante, partículas magnéticas, radiográficos (raios-x e raios gama) e ultrassônicos. Outros ensaios como correntes parasitas, emissão acústica, termografia, análise de vibrações, em conjunto com as técnicas IRIS (Internal Rotary Inspection System), ACFM (Alternating Current Field Measurement) e ondas guiadas foram desenvolvidas sobremaneira nos últimos anos. A **tabela 2.1** [SIQUEIRA, 2006] compara as principais vantagens e desvantagens dos quatro métodos de avaliação não-destrutiva mais frequentemente empregados.

Dentre os END apontados na **tabela 2.1**, são destacados no presente estudo os ensaios ultrassônicos e radiográfico industrial, principalmente pela grande detecção de defeitos internos e também pela facilidade de registros digitais dos dados obtidos a serem analisados com uma maior precisão através das técnicas matemáticas escritas em algoritmos computacionais.

Tabela 2.1. Vantagens e desvantagens dos principais ensaios não-destrutivos.

Líquido penetrante	Partículas magnéticas	Radiográfico	Ultrassônico
Baixo custo	Baixo custo	Custo relativamente alto	Custo relativamente alto
Fácil utilização	Em alguns casos, é de difícil utilização	Difícil utilização	Fácil utilização
Detecta apenas descontinuidade na superfície do material	Detecta apenas descontinuidades superficiais ou próximas à superfície	Detecta descontinuidade interna no material	Detecta descontinuidades internas no material
Exige superfície previamente preparada	Exige superfície previamente preparada	Não requer reparo da superfície	Exige superfície previamente preparada
Dificuldade no registro das falhas encontradas	É difícil manter um registro das falhas encontradas	Permite registro permanente das falhas encontradas	É possível manter um registro das falhas encontradas
Não pode ser aplicado em materiais porosos	Só pode ser aplicado em materiais ferromagnéticos	Pode ser aplicado em qualquer material	Dificuldade de aplicação em alguns materiais
Rapidez na execução do exame	Rapidez na execução do exame	O tempo envolvido no exame é relativamente longo	Rapidez na execução do exame
Não requer grande conhecimento para sua execução e para a interpretação dos resultados	Não requer grande nível de conhecimento para sua execução e para interpretação dos resultados	Requer grau de conhecimento maior na execução e interpretação dos resultados	Requer elevado grau de conhecimento para sua execução e análise dos resultados
Detecta qualquer tipo de descontinuidade, desde que aberta à superfície	Detecta apenas descontinuidades perpendiculares às linhas de força do campo magnético	Não detecta descontinuidades planas paralelas à direção da radiação	Não detecta descontinuidades paralelas à direção do feixe sônico
Não requer medidas especiais de segurança	Não requer medidas especiais de segurança	Exige medidas de segurança rígidas na sua execução	Não requer medidas especiais de segurança

2.2. ULTRASSOM

2.2.1. Princípio Básico

O som é uma perturbação da pressão (ou da velocidade das partículas) que se propaga através de um meio na forma de ondas mecânicas. Quando uma força é exercida em um átomo, ele se movimenta de sua posição de equilíbrio e exerce uma força sobre as partículas adjacentes; e estas, por sua vez, movimentam-se de seus pontos de equilíbrio e continuam por todo o meio. O termo onda mecânica é usado para descrever essa distribuição de energia através de um meio pelo movimento das partículas.

No teste ultrassônico, a magnitude dessas tensões ou vibrações mecânicas é suficientemente baixa a fim de que o material permaneça em seu estado elástico, ou seja, que a relação tensão-deformação obedeça à lei de Hooke. Isso é necessário para que as características (velocidade e coeficiente de atenuação) das ondas não mudem e que o objeto sob avaliação não seja submetido à deformação permanente [BLITZ & SIMPSON, 1996].

A conversão de pulsos elétricos em vibrações mecânicas e vice-versa é a base do teste ultrassônico, e essa transformação de uma forma de energia em outra é decorrente do efeito piezelétrico do elemento emissor/receptor (cristais de quartzo, titanato de bário, por exemplo) que compõem o transdutor. O efeito piezelétrico direto (conversão de energia mecânica em elétrica) é utilizado para a recepção de ondas ultrassônicas (ondas de compressão) e o efeito piezelétrico inverso (transformação de energia elétrica alternada em oscilação mecânica) é utilizado para gerá-las.

Portanto, o pulso produzido por meio do cristal piezelétrico propaga-se pelo material, em estudo, e ao incidir numa interface (descontinuidade) é refletido e detectado pelo cristal, originando um sinal elétrico que é interpretado, amplificado e representado como o eco de reflexão conforme ilustrado na **figura 2.1**.

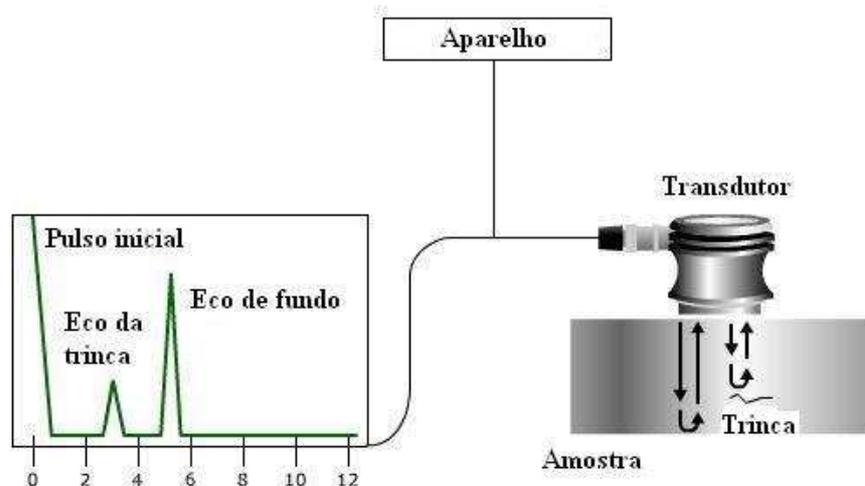


Figura 2.1: Princípio básico da inspeção de materiais por ultrassom.

Fonte: <http://www.ndt-ed.org>

O ensaio ultrassônico informa o tempo de percurso das ondas para uma dada distância e/ou a quantidade de atenuação das ondas. Essas medidas dependem da natureza e da estrutura do material e também da temperatura, pressão e frequência ultrassônica. Com a quantificação desses parâmetros é possível realizar a detecção de defeitos ou discontinuidades internas, presentes nos mais variados tipos ou forma de materiais ferrosos ou não ferrosos.

2.2.2. Classificação e Propriedades das Ondas Ultrassônicas

2.2.2.1. Tipos de ondas

Baseando-se no modo de deslocamento da partícula, as ondas ultrassônicas são classificadas como longitudinais, transversais, superficiais e ondas planas (onda de Lamb e de Love). Ondas longitudinais e transversais são os dois modos de propagação mais utilizados em testes ultrassônicos. Entretanto, em superfícies e interfaces de materiais com diferentes impedâncias acústicas, vários tipos de vibrações elípticas e complexas das partículas originam outras possíveis ondas (conversão do modo de onda). Alguns desses modos tais como as ondas de Rayleigh (ondas superficiais) e as ondas planas são úteis para inspeções ultrassônicas. Os movimentos das partículas das ondas superficiais (ondas de Rayleigh) possuem também componentes perpendiculares e paralelas em relação à superfície, e devido às mesmas viajarem em diferentes velocidades, as vibrações são polarizadas elípticamente com uma mudança contínua na fase e a forma da elipse varia de maneira cíclica. As ondas

planas são similares às superficiais com a diferença que elas podem somente ser geradas em materiais com espessura de alguns comprimentos de onda. As ondas de Lamb são as mais comumente usadas em END dentre as ondas planas, e a vibração das partículas ocorrem geralmente em dois modos chamados de simétricos ou assimétricos e, diferentemente das ondas de Rayleigh, por toda a espessura do objeto em teste.

O ensaio ultrassônico de materiais com ondas superficiais são aplicados com severas restrições, pois somente são observados defeitos de superfícies e nestes casos, existem processos mais simples para a detecção destes tipos de discontinuidades, dentro dos ensaios não destrutivos, como por exemplo, líquidos penetrantes e partículas magnéticas, que em geral são de custo e complexidade inferiores aos do ensaio ultrassônico.

2.2.2.2. Impedância acústica

Quando ondas ultrassônicas, propagando-se através de um meio, incidem numa interface, uma parte dessa energia acústica é refletida e a outra é transmitida para o segundo meio. A característica que determina a quantidade de reflexão é a impedância acústica dos dois materiais. Se as impedâncias dos dois materiais são iguais não ocorrerá reflexão, no caso de serem muito diferentes (como a do metal e ar, p.ex.) haverá, praticamente, completa reflexão. A impedância acústica é definida como sendo o produto da velocidade de propagação do som no meio pela densidade específica do mesmo.

2.2.2.3. Atenuação das ondas sônicas

Diversos fatores contribuem para a perda da energia sônica de uma onda durante sua propagação e os principais são classificados como perdas por transmissão, efeitos de interferência e divergência do feixe sonoro.

As perdas por *transmissão* incluem absorção, dispersão ou espalhamento e efeitos de impedância em interfaces. Os efeitos de *interferência* incluem difração e outros que criam frentes de ondas, mudança de fase ou de frequência. *Divergência de feixe* envolve principalmente uma transição de ondas planas para ondas cilíndricas ou esféricas. Portanto, o decréscimo da pressão sônica é resultado das componentes atenuação (amortecimento) e divergência.

2.2.2.4. Coeficientes de reflexão e transmissão

As porcentagens da energia sônica que podem ser refletidas e transmitidas de um meio a outro são matematicamente definidas, respectivamente, pelas expressões abaixo:

$$R = [(Z_2 - Z_1) / (Z_1 + Z_2)]^2 \quad (2.2.1)$$

e

$$T = 4.(Z_1 \times Z_2) / (Z_1 + Z_2)^2, \quad (2.2.2)$$

onde R é o coeficiente de reflexão, T é o coeficiente de transmissão, Z_1 e Z_2 são as impedâncias acústicas do meio 1 e meio 2, respectivamente.

Como toda energia incidente é transformada em energia refletida e transmitida, vale a relação $R + T = 1$. (2.2.3)

2.2.3. Relação Sinal / Ruído

As principais propriedades de uma onda propagando-se em um material sólido isotrópico são relacionadas pelo produto do comprimento de onda pela frequência. Quanto maior for a frequência de teste menor será o comprimento de onda e maior a detecção de discontinuidades menores (aumento da sensibilidade e resolução do ensaio), porém maior será a atenuação sonora.

Por conta da frequência de propagação de uma onda, em diversos meios, permanecer constante e, a velocidade se alterar conforme o meio e modo de onda, deve-se, na escolha da frequência, considerar aspectos tais como tamanho de grão (relacionado ao espalhamento do feixe sônico), tamanho e espessura do material (relacionados ao percurso sônico), tipo e provável localização das discontinuidades.

Um fator que merece atenção no ensaio é a condição superficial do material (rugosidade, sujeira, p. ex.) e acoplamento do sensor na sua superfície; e a própria condição física do material (corrosão) a fim de evitar erros e impossibilidades de medições, conforme ilustrado na **figura 2.2**.

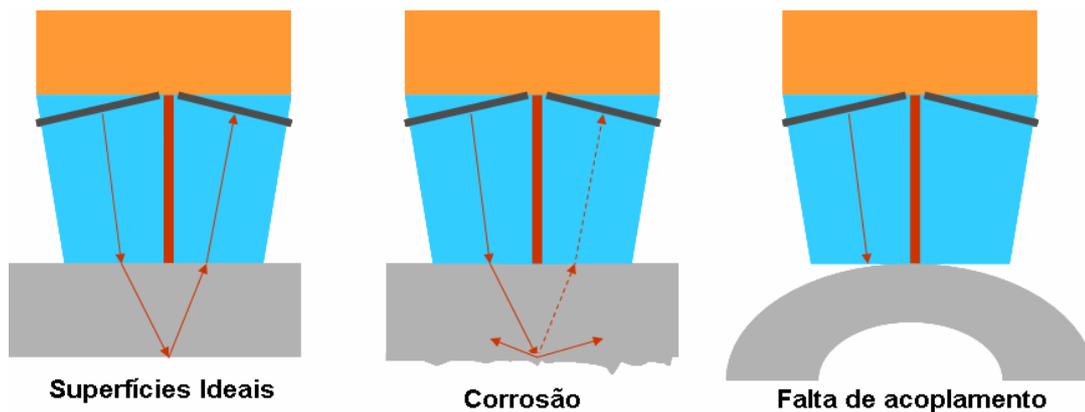


Figura 2.2: Fatores que interferem nos resultados dos ensaios por ultrassom.

[ANDREUCCI, 2006]

Outro aspecto seria o tamanho do cristal e as propriedades de focalização que estão relacionadas com o campo próximo e o campo distante.

O campo sônico de um transdutor é dividido em duas zonas conhecidas como campo próximo (zona de Fresnel) e campo distante (zona de Fraunhofer). O campo próximo é a região mais próxima do transdutor onde as ondas (ecos) variam numa série de máximos e mínimos de energia delimitados por uma distância 'N' do transdutor. No perfil do feixe sônico, ilustrado na **figura 2.3**, a área em vermelho representa as amplitudes de maior energia e as áreas em verde e em azul as de menor energia. A posição correspondente ao último máximo de energia é conhecida como distância do campo próximo e caracteriza o foco natural do sensor, sendo sua extensão calculada pelas seguintes expressões:

$$N = [(D_{ef})^2 \times f] / 4v, \tag{2.2.4}$$

para um cristal circular e

$$N = 1,3[(M_{ef})^2 \times f] / v, \tag{2.2.5}$$

para um cristal quadrado ou circular.

Onde: N = campo próximo, v = velocidade do som no material, f = frequência, D_{ef} = diâmetro efetivo do cristal (igual a 0,97 vezes o diâmetro real do cristal) e M_{ef} = metade do comprimento efetivo do lado maior do cristal retangular (igual a 0,97 vezes comprimento real).

O campo distante é a área a partir do limite do campo próximo (N) onde o feixe sônico passa a divergir e a variação da pressão sônica gradualmente tende a zero. A partir da distancia de três campos próximos, o ângulo de divergência passa a ser constante e a pressão sônica varia inversamente proporcional ao quadrado da distância com o piezelétrico passando a se comportar como uma fonte pontual [SIQUEIRA, 2006].

No campo próximo, pequenas discontinuidades são difíceis de serem detectadas e na região acima da distância 'N' qualquer discontinuidade compatível com o comprimento de onda pode ser detectada, segundo estudos sobre o ensaio por ultrassom [ANDREUCCI, 2006].

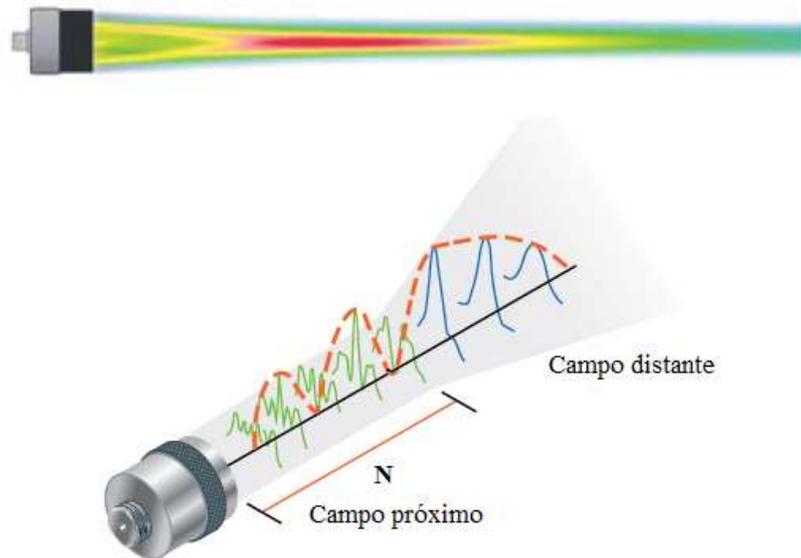


Figura 2.3: Perfil do feixe sônico nas regiões do campo próximo e campo distante.

Fonte: www.olympusndt.com

2.2.4. Sistema de Aquisição e Visualização de Sinais Ultrassônicos

O equipamento de ultrassom é basicamente composto por um gerador de pulsos que emite uma tensão elétrica, em intervalos regulares (definido pelo temporizador), em forma de pulso, ao transdutor. Este, através do efeito piezelétrico inverso, transmite energia elástica ao material. Parte dessa energia, refletida pelo material, é recebida pelo transdutor, que através do efeito piezelétrico direto, transforma-a em voltagem e amplifica-a. Este ciclo é repetido de modo a se obter indicações contínuas na tela do aparelho. O equipamento pode ser também apenas uma placa de geração e recepção de sinal que é utilizada em conjunto com um osciloscópio digital ou com um conversor Analógico/Digital.

Convencionalmente os dados oriundos de qualquer método ultrassônico são apresentados em três modos diferentes conhecidos como A, B e C-scan. O primeiro modo representa a amplitude do sinal em função do tempo (**figura 2.4**). O sinal pode ser visualizado no formato de rádio frequência (RF), meia onda (negativa ou positiva) ou retificada completa.

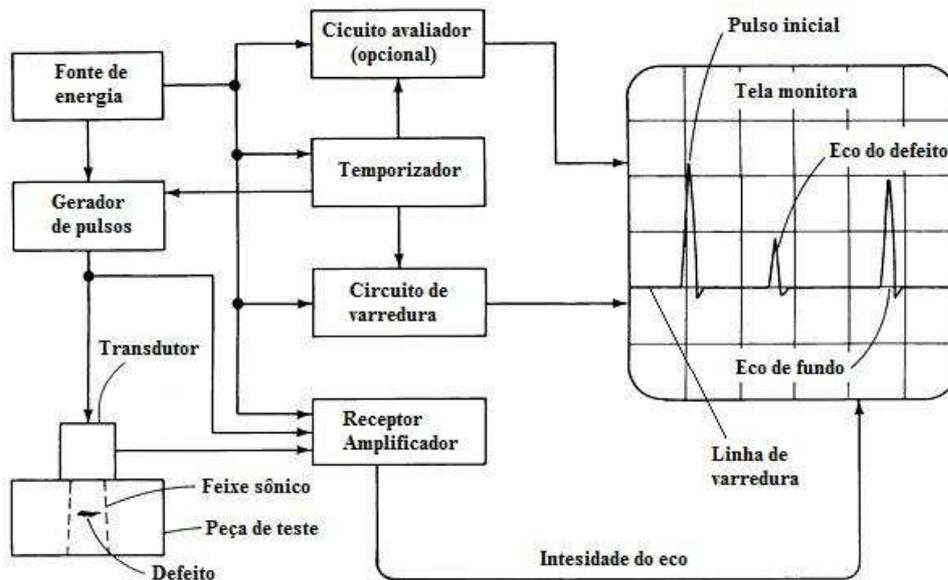


Figura 2.4: Sistema de aquisição e visualização A-scan (ASM HANDBOOK, 1994).

O modo B-scan (**figura 2.5**) apresenta uma imagem de uma seção transversal do material formada por diversos sinais A-scan capturados ao longo da linha de varredura. Nesse modo a projeção do feixe sônico é paralela à direção de varredura, quando se utiliza sensores angulares.

No B-scan é apresentada a profundidade relativa dos refletos e é muito utilizado para determinar a dimensão (comprimento na direção de varredura) e localização (posição e profundidade) de discontinuidades.

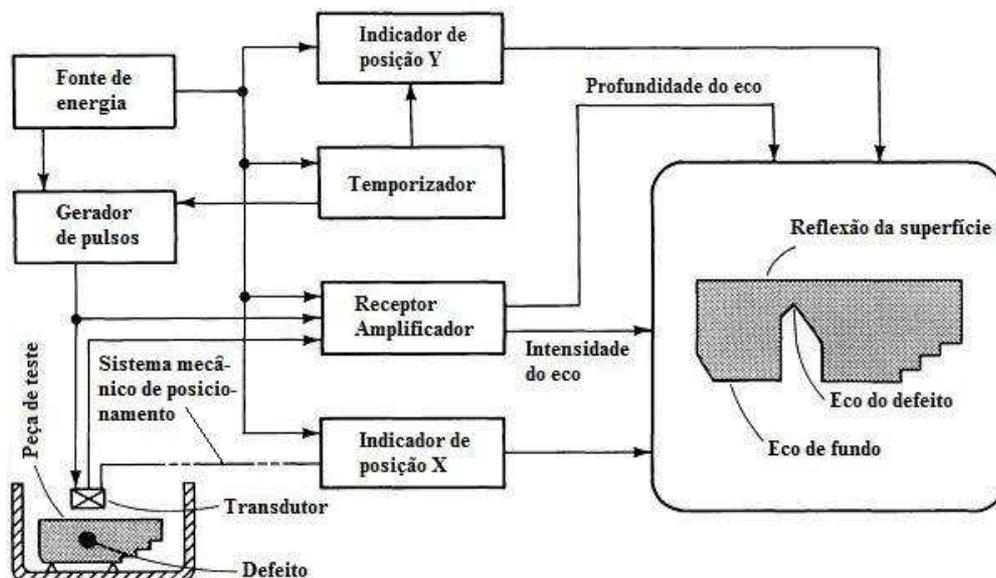


Figura 2.5: Sistema de aquisição e visualização B-scan (ASM HANDBOOK, 1994).

A apresentação C-scan (**figura 2.6**) provê uma vista plana da localização e dimensão das características do corpo de prova (ou de certa área), semelhante a uma perspectiva gráfica em uma imagem de raio-X. O C-scan é produzido com um sistema de aquisição de dados automatizado, geralmente controlado por computador e utilizando a técnica ultrassônica pulso-eco incidência normal por imersão. Geralmente uma janela temporal de coleção de dados é estabelecida sobre os A-scan e a amplitude ou tempo de percurso do sinal é gravado regularmente quando o transdutor varre o material em teste. A amplitude do sinal é adquirida em cada ponto de varredura e exibida em escalas de intensidades de cores (mapa de cores) ou níveis de cinzas, e cada tonalidade está relacionada com o valor da amplitude relativa do sinal que representa também a profundidade de cada ponto do material inspecionado.

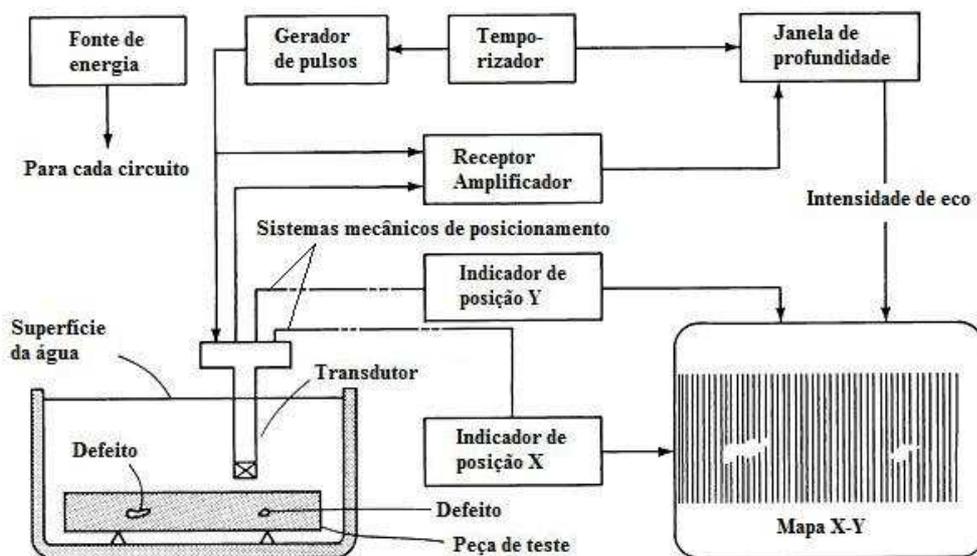


Figura 2.6: Sistema de aquisição e visualização C-scan (ASM HANDBOOK, 1994).

Além do modo de apresentação da imagem em perspectiva ou modo 3D existe também o modo D-scan que é particularmente uma visualização de imagens de defeitos longitudinais em cordões de solda. Neste tipo de apresentação é possível avaliar os dimensionamentos do defeito ao longo da solda e da altura da descontinuidade na direção da espessura do material.

O modo D-scan, **figura 2.7**, apresenta uma vista da seção longitudinal do material na direção de deslocamento dos sensores angulares, e a projeção do feixe sônico é perpendicular à direção de varredura. Na figura 2.7, o eixo 'x' representa o tempo de percurso da onda ou espessura da peça (E) e o eixo 'y' a distância de inspeção. As letras 'a', 'b', 'c' e 'd', representam, respectivamente, as ondas lateral (OL), difratadas nas extremidades superior e inferior do defeito e onda refletida na parede oposta da peça de teste (eco de fundo – EF).

A visualização D-scan é típica da técnica ultrassônica não-convencional conhecida como TOFD (time of flight diffraction) que será abordada adiante.

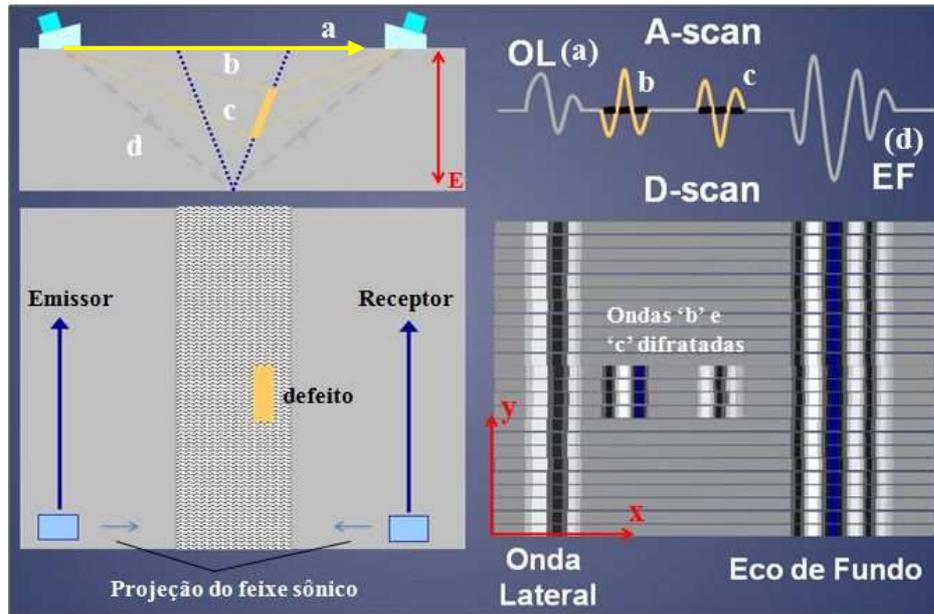


Figura 2.7: Modo D-scan.

Fonte: NDT & ScanTech do Brasil

2.2.5. Principais Técnicas Convencionais do Ensaio Ultrassônico

2.2.5.1. Pulso-eco incidência normal

Nesta técnica uma onda é introduzida em ângulo reto à superfície, percorre por toda a espessura do material e reflete na parede oposta gerando o eco de fundo, no caso do acoplamento (direto ou por imersão) ser feito somente em um lado da peça, **figura 2.8**. Caso exista uma descontinuidade, parte do feixe sônico será refletido e outra parte atingirá à superfície oposta. É uma técnica utilizada na detecção de defeitos internos e também em medição de espessura.

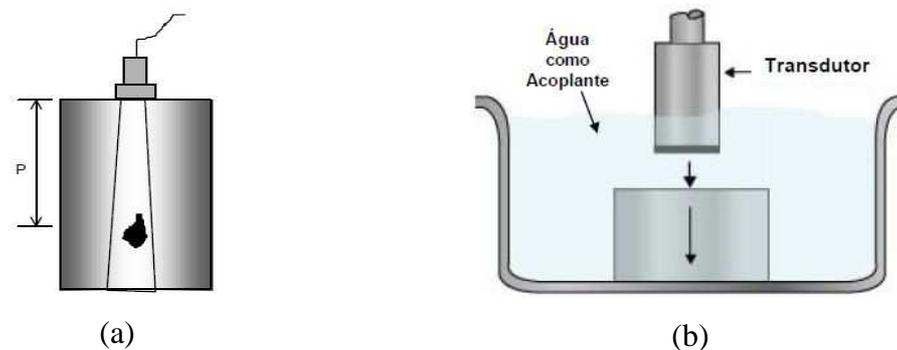


Figura 2.8: (a) Pulso-eco incidência normal por contato direto e (b) por imersão.

Fonte: <http://www.ndt-ed.org>

2.2.5.2. Pulso-eco incidência angular

Nesta técnica uma onda transversal, através de transdutores e sapatas angulares, **figura 2.9**, é introduzida no material, e o percurso sônico angular permite que o feixe seja refletido de todos os lados de forma a melhorar a detecção de descontinuidades em áreas soldadas.

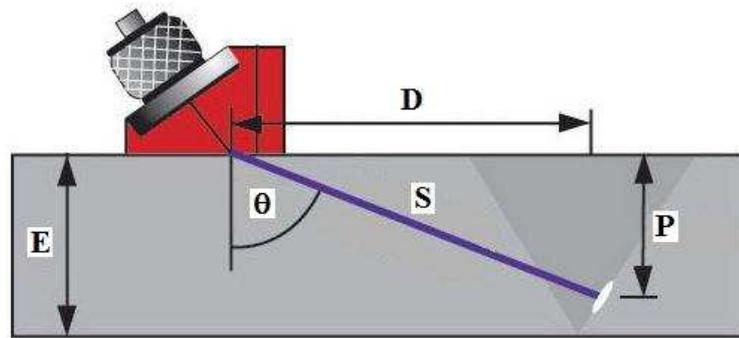


Figura 2.9: Arranjo do ensaio por pulso-eco incidência angular.

Fonte: <http://www.ndt-ed.org>

Onde:

θ = ângulo de refração; E = espessura do material; S = Percurso sônico; D = distância projetada e P = profundidade da descontinuidade.

Matematicamente, os parâmetros “D” e “P” são calculados através das seguintes expressões:

$$D = \text{sen}\theta.S \quad (2.2.6)$$

e

$$P = \text{cos}\theta.S. \quad (2.2.7)$$

Os transdutores angulares (**figura 2.10**) utilizam os princípios de refração e conversão do modo de onda para produzir ondas longitudinais e transversais. O ângulo incidente necessário para produzir uma onda refratada desejada (i.e. uma onda transversal a 45°) pode ser calculado pela Lei de Snell a seguir:

$$\text{sen}\alpha / v_\alpha = \text{sen}\theta / v_\theta = \text{sen}\beta / v_\beta, \quad (2.2.8)$$

onde: α , θ e β são os ângulos das ondas longitudinal de incidência, longitudinal refratada e transversal refratada. v_α , v_θ e v_β são as velocidades longitudinal incidente, longitudinal refratada e transversal refratada.

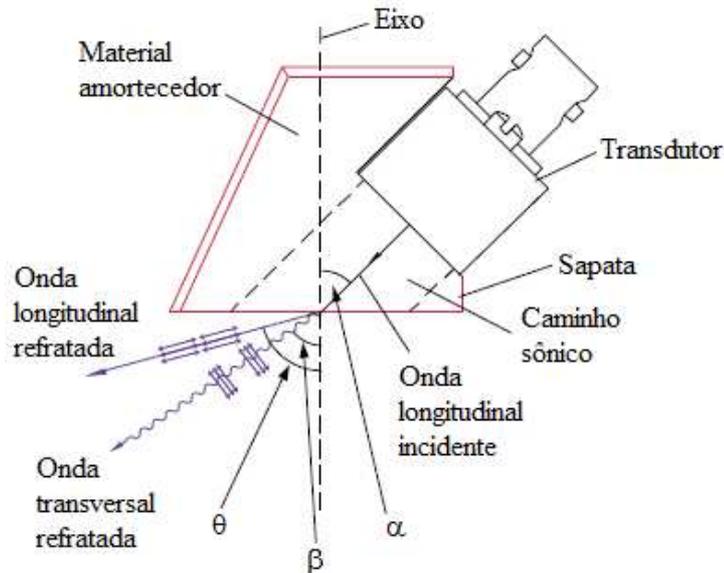


Figura 2.10: Modos de conversão de onda.

Fonte: www.olympusndt.com

Se o ângulo de incidência (onda longitudinal) é pequeno, a onda ultrassônica pode sofrer modo de conversão na fronteira resultando em propagações simultâneas de ondas longitudinais e transversais no segundo meio. Se o ângulo é aumentado, a direção da onda longitudinal refratada se aproximará do plano da interface, e para um valor específico do ângulo de incidência (1° ângulo crítico), o ângulo formado pela onda longitudinal refratada com a linha perpendicular à interface será de 90°. A partir dessa configuração somente ondas transversais se propagarão no segundo meio.

Analogamente, para ângulos de incidência maiores que o primeiro ângulo crítico, a direção da onda transversal refratada se aproximará do plano da interface; e em um segundo valor específico (2° ângulo crítico), o ângulo formado pela onda transversal refratada com a linha perpendicular à interface será de 90°. Nesse caso apenas ondas superficiais se propagarão ao longo da superfície do material em inspeção.

A **figura 2.11** ilustra a relação entre o ângulo incidente e as amplitudes relativas das ondas refratadas ou modos de ondas convertidos que podem ser produzidos de uma sapata acrílica para dentro do aço.

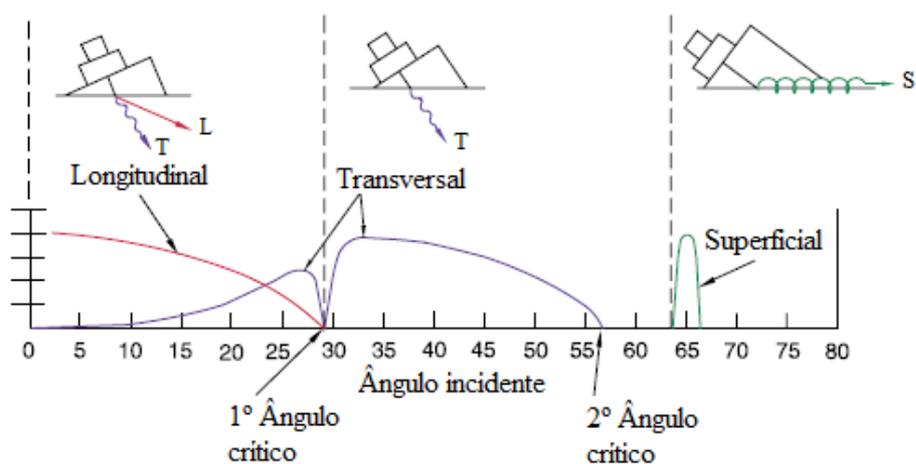


Figura 2.11: Relação entre ângulo incidente e ângulos críticos.

Fonte: <http://www.olympusndt.com>

2.2.6. Técnica Não-Convencional do Ensaio Ultrassônico

A técnica do tempo de percurso da onda difratada (TOFD) utiliza a posição do sinal fornecido pelas extremidades do defeito, ou do atraso ocorrido no sinal devido à sua existência, para dimensioná-lo. Por utilizar o tempo de percurso como único parâmetro de dimensionamento, esta técnica é pouco sensível às variações da amplitude do sinal. A configuração convencional para a técnica TOFD utiliza dois transdutores, um emissor e um receptor, alinhados, um de cada lado do cordão de solda, de modo a cobrir a região de interesse [BRITISH STANDARD, 1993], conforme ilustrado na **figura 2.12**.

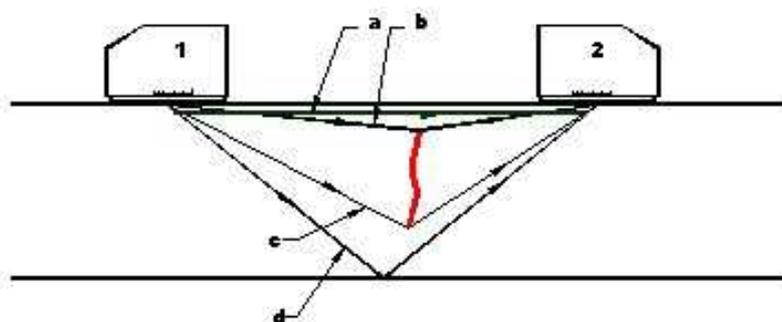


Figura 2.12: Arranjo típico para a técnica TOFD: (1) Emissor, (2) Receptor, (a) Onda lateral, Onda difratada pela ponta superior (b) e inferior (c) do defeito e (d) Eco de fundo.

O modo A-scan (**figura 2.13**) é a forma mais comum de imagem ultrassônica, e consiste do próprio sinal, amplitude versus tempo, que é apresentado na tela do equipamento de ultrassom. O primeiro pulso a alcançar o receptor corresponde à onda lateral (a), que se propaga abaixo da superfície superior da peça em ensaio. Na ausência de descontinuidades o segundo pulso será o eco de fundo. Quaisquer sinais gerados pelas descontinuidades chegarão entre a onda lateral e o eco de fundo (d), uma vez que estas duas correspondem, respectivamente, aos percursos mais curto e mais longo entre o emissor e o receptor. Por razões idênticas, o sinal difratado na extremidade superior de uma descontinuidade (b) chegará antes do sinal gerado na extremidade inferior (c). A altura da descontinuidade pode ser calculada a partir da diferença do tempo de percurso dos dois sinais difratados [BRITISH STANDARD, 1993]. As ondas laterais e de eco de fundo são, normalmente, utilizadas como referência para medir o tempo das outras ondas.

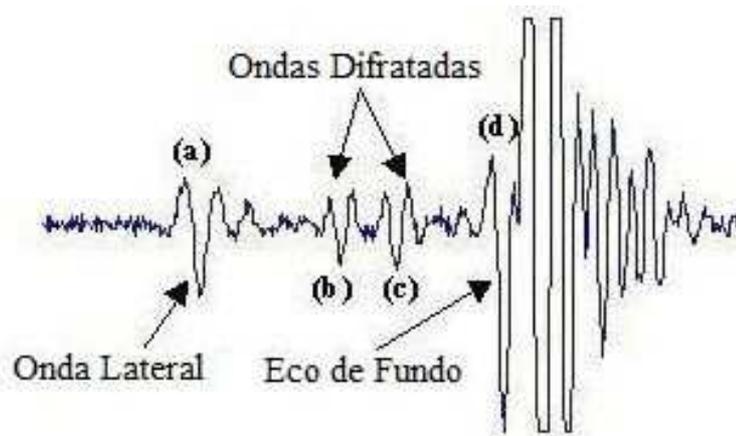


Figura 2.13: Típico A-scan (amplitude versus tempo) obtido por TOFD.

Para a formação das imagens ultrassônicas D-scan, os A-scan (obtidos em cada ponto de varredura ao longo do cordão de solda) são dispostos lado a lado (com os valores das amplitudes convertidos para uma escala de cores ou de tons de cinza). Assim, constrói-se a vista de uma seção longitudinal do material na direção de varredura, indicando possíveis defeitos de soldagem, conforme ilustrado na **figura 2.14**.

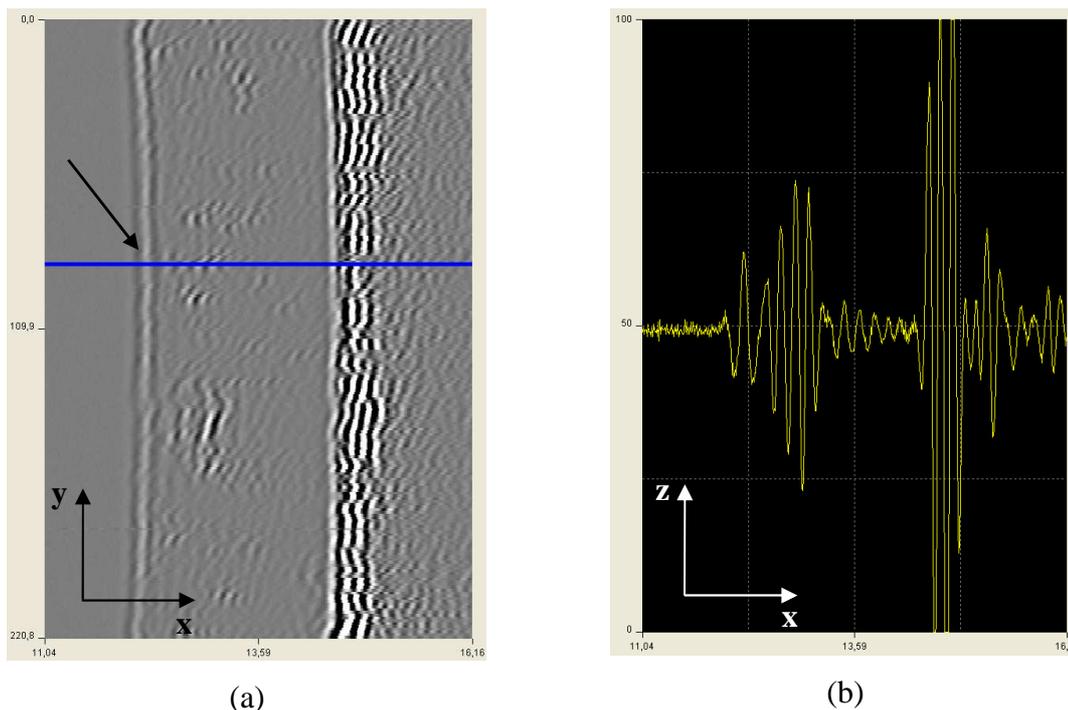


Figura 2.14: (a) Imagem ultrassônica D-scan obtida por TOFD e (b) o A-scan correspondente à posição da linha indicada pela seta, onde ‘x’, ‘y’ e ‘z’ representam, respectivamente, o tempo de percurso da onda ou espessura da peça, a distância de inspeção e a amplitude do sinal A-scan.

Segundo estudos comparativos dos métodos ultrassônicos (convencional e não-convencional) e radiográfico, no que diz respeito à probabilidade de detecção de um defeito, a técnica TOFD destaca-se como a mais eficiente frente às outras em questão [ERHARD & EWERT, 1999]. A **figura 2.15** aponta esse estudo.

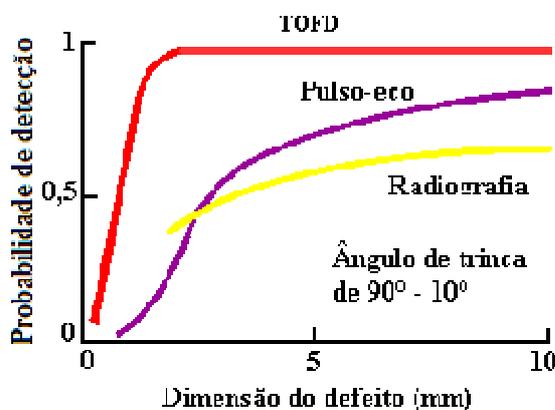


Figura 2.15: Probabilidade de detecção para métodos de END.

2.2.7. Sistema Automático de Inspeção da Técnica TOFD

O equipamento automático de inspeção ultrassônica pela técnica TOFD é composto por um sistema de controle (software) presente no computador que é interligado aos sistemas eletrônico (driver) e mecânico (scanner) e ao aparelho de ultrassom (**figura 2.16**).

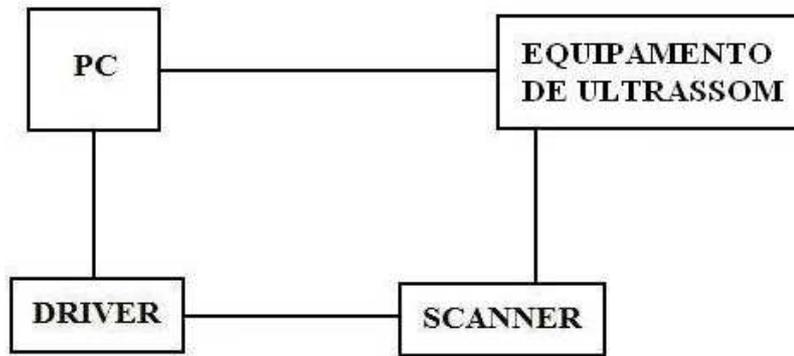


Figura 2.16: Arranjo do sistema de inspeção automática da técnica TOFD.

O software gerencia os sistemas mecânico e eletrônico e o aparelho de ultrassom e, além disso, é responsável pela captura sincronizada dos sinais com o posicionamento automático do scanner. As imagens (D-scan) são construídas pelo registro sucessivo de vários sinais A-scan obtidos durante o movimento dos transdutores. Essas formas de apresentação dos resultados podem ser exportadas, pelo software, como dados numéricos (.dat) e/ou imagens (.bmp).

O equipamento é capaz de detectar e dimensionar defeitos em juntas soldadas de estruturas metálicas em geral, contribuindo com o aumento da confiabilidade do ensaio.

2.3. RADIOGRAFIA INDUSTRIAL

Os raios-X e os raios- γ são radiações na forma de ondas eletromagnéticas de alta frequência (**figura 2.17**) e com poder de penetração elevado. A característica de maior energia, em relação às outras formas de energia do espectro eletromagnético, permite-lhes a capacidade de penetração em materiais opacos a luz visível. Pelo fato de não possuírem carga nem massa, os raios-X não são influenciados por campos elétricos e magnéticos e percorrem geralmente trechos retos, embora possam ser difratados como a luz visível.

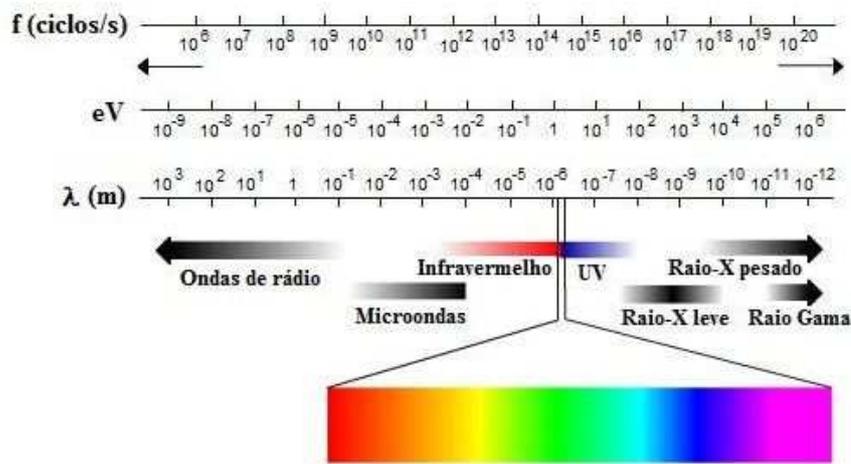


Figura 2.17: Espectro eletromagnético.

Fonte: <http://www.ndt-ed.org>

Na **tabela 2.2**, têm-se as principais propriedades dos raios-X e raios gama.

Tabela 2.2: Propriedades dos raios-X e gama.

Não são detectados pelos sentidos humanos;
Causam modificações genéticas;
Viajam em linha reta, na velocidade da luz;
Não sofrem desvios na presença de campos elétricos e magnéticos;
Possuem diferentes comprimentos de onda;
Atravessam qualquer material;
A penetração depende do material e da energia emitida;
Têm energia para ionizar matéria.

2.3.1. Geração dos Raios-X e Raios Gama

Os raios-X podem ser gerados por meio de dois processos atômicos distintos que se baseiam na mudança de estado dos elétrons. São conhecidos por radiação por emissão Bremsstrahlung (braking radiation) e emissão K-shell. Geralmente o tungstênio é elemento utilizado como o anodo dos tubos de raios-X nesses dois processos.

Os tubos de raios-X produzem feixes de elétrons (catodo) a centenas de kilovolts e a centenas de quilômetros por hora e promovem uma colisão com um material pesado (alvo ou anodo). A energia desprendida decorrente da desaceleração das partículas (elétrons espalhados elástica e inelasticamente) produz uma radiação (fótons de Bremsstrahlung) de espectro contínuo de energia que varia de poucos keV até a energia próxima do feixe incidente. Esse espectro, por sua vez, é modificado pela espessura de penetração no alvo e da atmosfera presente (tipo de vácuo) resultando na eliminação de fótons de baixa energia.

A radiação por emissão “k-shell” é gerada através do retorno de elétrons de um nível de maior energia para os seus estados de equilíbrio. Quando um átomo alcança o elemento alvo possibilita a um elétron, em equilíbrio, a transferência de energia necessária para que o mesmo pule para outro nível. Quando este elétron retorna a sua posição original um fóton é emitido produzindo raios-X de maior intensidade que a emissão Bremsstrahlung, como ilustrado na **figura 2.18**.

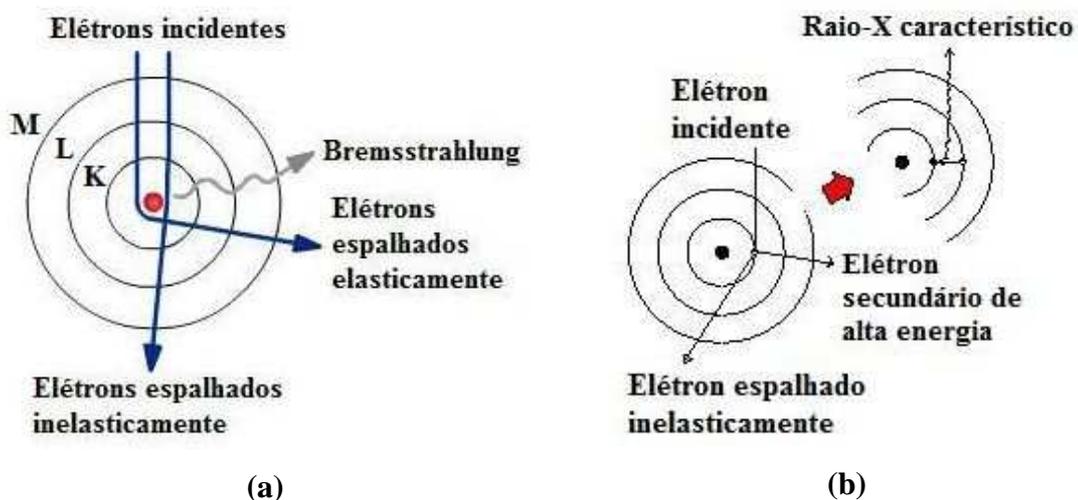


Figura 2.18: Geração de raios-X, (a) emissão Bremsstrahlung, (b) emissão “k-shell”.

Fonte: <http://www.ndt-ed.org>

O método de inspeção e ensaio por raios-X baseia-se na absorção diferenciada da radiação penetrante no corpo de prova em inspeção. Devido às diferenças nas características de absorção causadas por variações na composição do material ou por conta de variações de densidades e espessuras no mesmo, diferentes níveis de radiação serão observados em várias regiões. A detecção dessa energia absorvida de maneira diferenciada é realizada ou por meio de um filme, ou de um tubo de imagem, ou através de detectores eletrônicos de radiação [ANDREUCCI, 2006]. A **figura 2.19** ilustra um esquema básico do sistema de medida.

Portanto, pela sua característica de detecção de variações espaciais de um material, ou seja, pela capacidade de indicar gradientes de espessuras ou densidades relativas a regiões da peça em estudo; a radiografia industrial é, dentre as técnicas de END, uma das mais adequada no estudo de classificação de defeitos volumétricos (vazios e inclusões).

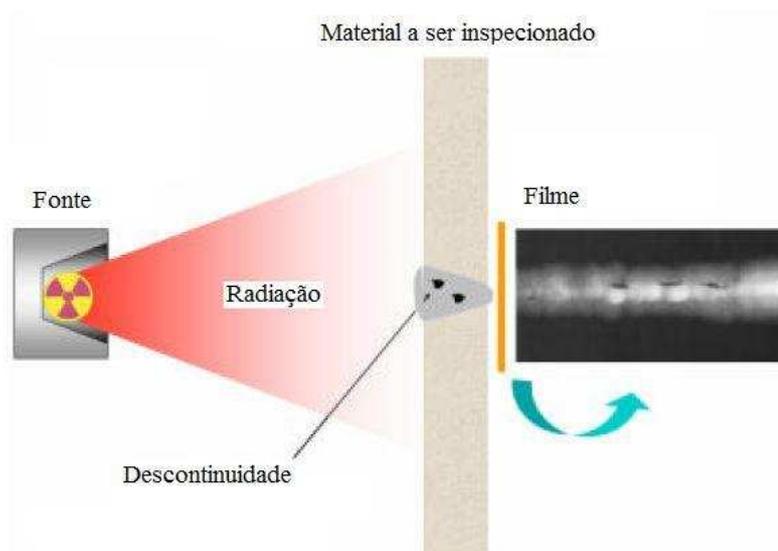


Figura 2.19: Princípio básico do ensaio radiográfico industrial.

[ANDREUCCI, 2006]

2.3.2. Radiografia Digital

Matematicamente, uma imagem é definida como uma função bidimensional de intensidade de luz, denotada por $f(x, y)$, onde o valor de f na coordenada planar (x, y) corresponde à intensidade (brilho) neste ponto [SILVA, 2010]. Sendo a luz uma forma de energia, $f(x, y)$ é diferente de zero e finita, isto é,

$$0 < f(x, y) < \infty \quad (2.3.1)$$

A natureza básica da função $f(x, y)$ pode ser caracterizada por duas componentes: (1) a quantidade de luz incidente a partir de uma fonte num cenário $i(x, y)$ e (2) a quantidade de luz refletida pelos objetos ali contidos $r(x, y)$, ou seja,

$$f(x, y) = i(x, y) \cdot r(x, y), \quad (2.3.2)$$

onde

$$0 < i(x, y) < \infty \quad (2.3.3)$$

e

$$0 < r(x, y) < 1 \quad (2.3.4)$$

A intensidade de uma imagem monocromática f na coordenada (x, y) é associada à escala de cinza ou de cor (L) da imagem neste ponto e verifica-se que L se situa na seguinte faixa:

$$L_{\min} \leq L \leq L_{\max}. \quad (2.3.5)$$

Teoricamente, L_{\min} é um valor positivo e L_{\max} um valor finito. Na prática, $L_{\min} = i_{\min} \cdot r_{\min}$ e $L_{\max} = i_{\max} \cdot r_{\max}$. Esse intervalo caracteriza as escalas de cinza e de cor, e normalmente, $L = 0$ e $L = 1$ são considerados e associados, respectivamente, ao preto e branco na escala. Os valores intermediários caracterizam os níveis de cinza (radiografia) ou de cor.

2.3.3. Digitalização de Imagens

As imagens radiográficas formadas nos filmes são chamadas de analógicas (contínuas) porque são definidas em todo domínio do espaço. Já as imagens digitais (discretas) são definidas através de intervalos regulares formados por pontos (adx e bdy) ao longo das direções x e y da imagem e “ a ” e “ b ” são inteiros no intervalo $[0, a-1]$ e $[0, b-1]$. Os valores dos pontos determinados nessas direções são múltiplos de kdx onde “ k ” está no intervalo $[0, k-1]$.

O processo de obtenção da imagem digital, a partir de uma imagem analógica, se dá através de duas fases [SILVA, 2010]. A primeira conhecida como *amostragem*, consiste em discretizar o domínio de definição da imagem (determinação dos intervalos dx e dy), e a última, chamada de quantização, baseia-se em determinar um valor múltiplo de dz para a imagem em cada ponto adx e ady .

No processo de digitalização de uma imagem, dois tipos de resolução, que estão estritamente ligadas à qualidade da imagem, são definidos: (1) resolução espacial (número ou tamanho de pixels, ou seja, menor elemento de uma imagem, representada por dpi, que

significa pontos por polegadas) e (2) resolução em profundidade de cor (níveis de cinza ou de cores) [SILVA, 2010].

O armazenamento de dados da digitalização de uma imagem é realizado pela quantização de bits, ou seja, 2^n valores possíveis (de 0 a $2^n - 1$), onde n é o número de bits em questão. Portanto, para exemplificar, considerando a digitalização de uma radiografia de 4.1/2" por 17", resoluções de 200 dpi e 8 bits, têm-se:

- Número de pixels = $17 \times 200 \times (4.1/2) \times 200 = 3060000$ pixels.
- Tamanho da imagem = 3060000×8 bits (1 byte) $\cong 3$ Mbytes.

Um dos métodos utilizado é a digitalização da imagem analógica, que é feita pelo escaneamento do filme radiográfico, utilizando-se de um scanner (**figura 2.20**) especial de alta resolução. Tem-se como vantagem a facilidade de armazenar a imagem (**figura 2.21**) em um computador e estudar prováveis discontinuidades ou ainda selecionar determinada região portadora de defeito e reconstruir a imagem em três dimensões, conforme **figura 2.22**, que ilustra uma área recortada com defeitos de soldagem (porosidades e falta de fusão).



Figura 2.20: Sistema de digitalização de filme radiográfico da Carestream Health LS 85.

[SILVA, 2010]

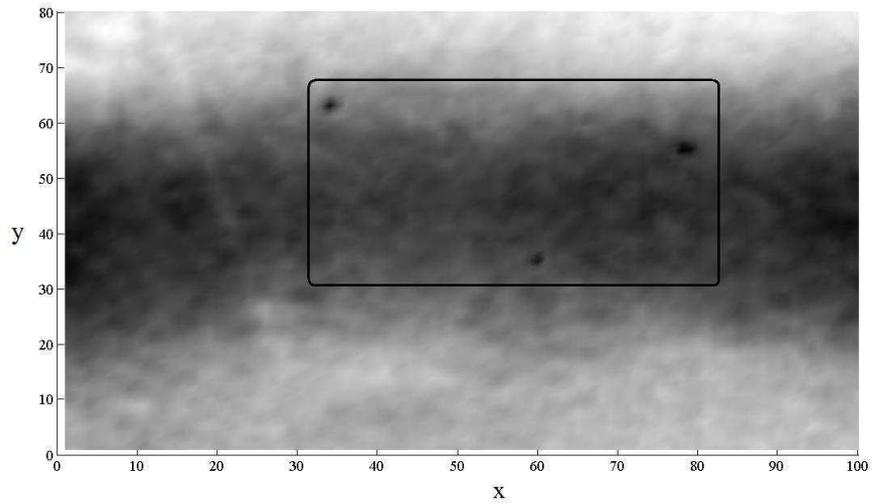


Figura 2.21: Radiografia digitalizada de uma peça de aço carbono contendo defeitos de soldagem, onde ‘x’ e ‘y’ representam, respectivamente, o número de pixels ao longo do comprimento e da largura do cordão de solda.

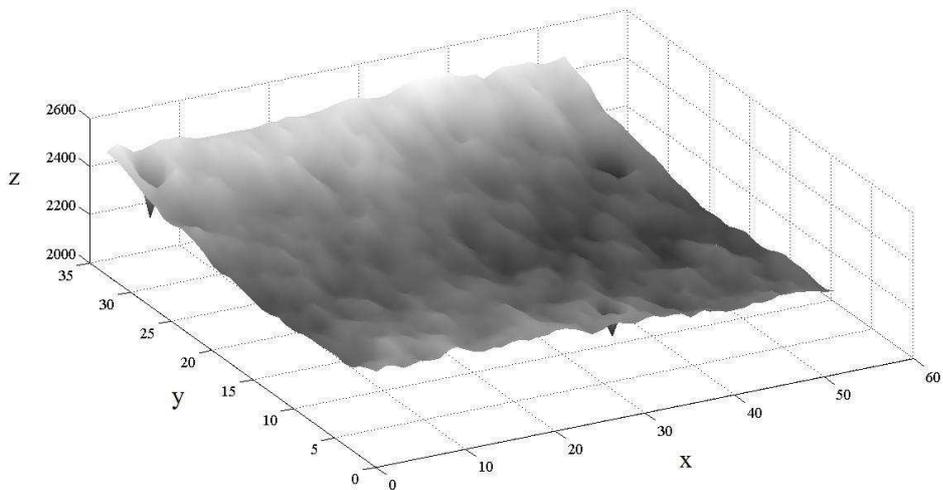


Figura 2.22: Radiografia digitalizada e ampliada dentro da área de interesse, onde ‘x’ e ‘y’ representam, respectivamente, o número de pixels ao longo do comprimento e da largura do cordão de solda e ‘z’ a resolução em profundidade de níveis de cinza.

2.4. TÉCNICA MAGNÉTICA DE BARKHAUSEN

O ruído magnético é gerado em materiais magnéticos devido a mudanças descontínuas nos domínios magnéticos, durante o processo de relaxação. Essas mudanças são induzidas por campos magnéticos externos variáveis e podem ser observados macroscopicamente como um pulso de voltagem e um fluxo magnético induzidos.

Fundamentalmente, a movimentação descontínua, ou seja, realizada aos saltos, das paredes dos domínios, devido ao campo magnético variável impresso, causa a formação de domínios maiores e orientados pela direção do campo aplicado e depende de uma série de fatores micro e macroestruturais do material. Por outro lado, essa movimentação gera pulsos magnéticos que podem ser medidos como uma seqüência de pulsos de voltagem através de uma bobina leitora, colocada na superfície do material. O sinal assim medido é conhecido por Ruído Magnético de Barkhausen (RMB), tendo este fenômeno sido descoberto por Heinrich Barkhausen em 1919.

O RMB é sensível a alterações microestruturais, tensões mecânicas e deformações plásticas e em decorrência disso possui potencialidade de inovação tecnológica como ensaio não-destrutivo para uma grande variedade de aplicações, tais como avaliação de degradação térmica e mecânica, controle de qualidade de tratamentos superficiais, acompanhamento de processo de envelhecimento (térmico, nuclear), avaliação de deformações plásticas, tensão mecânica e residual, dureza etc [PADOVESE, 2011].

Portanto, pelo fato dos movimentos dos domínios serem fortemente dependentes da microestrutura, espera-se que as manifestações macroscópicas do ruído contenham a informação necessária para sua caracterização.

Um esquema básico do sistema de medida pode ser visto na **figura 2.23**, onde uma fonte bipolar fornece corrente para uma bobina de excitação magnética. O campo gerado (H) depende da frequência e amplitude da corrente que, por sua vez, é controlada através de um programa computacional. A densidade do fluxo magnético indicada por B representa a magnitude da força do campo no interior de uma substância que é submetida a um campo H . O sinal do RMB, lido por uma bobina leitora colocada na superfície do material a ser analisada, é amplificado e posteriormente digitalizado e enviado para o microcomputador, onde será analisado pelo programa de controle de instrumentação e processamento de sinais.

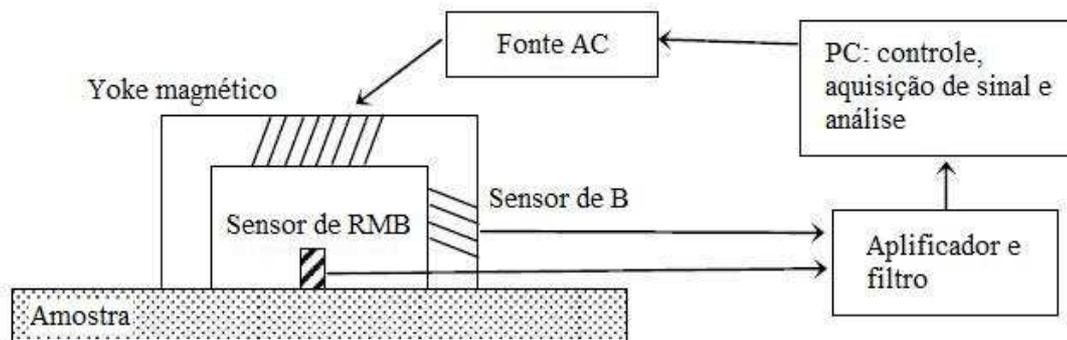


Figura 2.23: Princípio básico do método do ruído magnético de Barkhausen.

Os movimentos descontínuos das paredes dos domínios magnéticos, sob o efeito de um campo magnético ou de solicitações mecânica variáveis, geram também emissões acústicas, chamadas na literatura de Emissão Acústica Magnética, ou Emissão Acústica de Barkhausen ou ainda, Ruído Acústico de Barkhausen (RAB). No caso da excitação ser apenas mecânica (tensão ou deformação elástica variável), um tipo de ruído de Barkhausen denominado Ruído Mecânico de Barkhausen ou Ruído Magnetomecânico (RMM) também será gerado.

Como já mencionado, o propósito do estudo é encontrar assinaturas de padrões em sinais (ultrassônicos e magnéticos) ou em imagens construídas ou não a partir dessas séries de dados. Embora seja possível, através desses sinais, identificar a presença de defeitos ou estimar suas dimensões é imprescindível ter informações precisas sobre a natureza dos mesmos. Vários estudos, então, têm sido propostos como abordagem útil para realizar tal classificação e a maioria baseia-se em análises diretas sobre padrões com redes neurais. No presente trabalho, é descrita uma abordagem distinta, baseada sobre ferramentas desenvolvidas para analisar propriedades fractais de séries temporais.

2.5. SÉRIES TEMPORAIS E MÉTODOS DE ANÁLISES

Uma série temporal é uma coleção de observações feitas sequencialmente no tempo. Os exemplos ocorrem numa variedade de campos, variando de economia à engenharia, e métodos de análise de séries temporais constituem uma importante área da estatística.

Uma serie temporal é dita contínua quando observações são feitas continuamente no tempo. Uma série é dita discreta quando as observações são tomadas somente em tempos específicos, usualmente espaçados igualmente. O termo discreto é usado para séries deste tipo mesmo quando a variável medida é contínua.

Se uma série pode ser predita exatamente, ela é chamada determinística. Mas a maioria das séries é aleatória (evolui no tempo de acordo com as leis probabilísticas) em que o futuro é determinado parcialmente pelos valores do passado. Assim predições exatas são impossíveis e devem ser substituídas pela idéia de que os valores do futuro têm uma distribuição de probabilidade que é condicionada por um conhecimento dos valores do passado.

Existem vários objetivos possíveis na análise de uma série temporal. Estes podem ser classificados como descrição, explanação, predição e controle.

A principal ferramenta de diagnóstico dos modelos de probabilidade para séries temporais é uma função chamada de auto-correlação. Esta ajuda a descrever a evolução de um processo através do tempo. A inferência baseada nesta função é freqüentemente chamada de análise no domínio do tempo.

Uma função chamada de densidade espectral descreve como a variação numa série temporal pode ser explicada por componentes cíclicos em diferentes freqüências. O procedimento para estimar essa função é chamado de análise espectral e a inferência baseada na função de densidade espectral é freqüentemente chamada de análise no domínio da freqüência. [CHATFIELD, 1992].

Entretanto, as funções de auto-correlação e espectral, métodos estatísticos tradicionais, são inadequados aos sinais não-estacionários, cujas propriedades estatísticas se alteram com o tempo, e esse fato sugere que novas técnicas matemáticas sejam utilizadas nos estudos desses sinais, como por exemplo, as análises fractais (BCA e MCA) e as análises estatísticas não-convencionais, como por exemplo, as análises de Hurst (RSA) e da flutuação sem tendência (DFA).

2.6. FRACTAL E GEOMETRIA FRACTAL

A palavra “fractal” foi inventada por Benoit Mandelbrot [ADDISON, 1997], que percebeu a impossibilidade de descrever a natureza usando a geometria Euclidiana; isto é, em termos de linhas retas, círculos, cubos etc. Ele propôs que fractais e geometria fractal poderiam ser usados para descrever objetos reais, tais como árvores, raios, sinuosidades de rios, litorais, contornos de nuvens, encostas, trincas etc.

Um fractal pode ser definido simplesmente como um objeto que se mostra auto-similar sob graus diversificados de ampliação e possuindo, de fato, simetria através da escala utilizada, com cada parte pequena do objeto replicando a estrutura total; e com sua própria *dimensão fractal*. Esta dimensão é usualmente (mas não sempre) um valor não inteiro, maior do que sua dimensão topológica e menor do que sua dimensão Euclidiana.

O gráfico da função de Weierstrass (**figura 2.24**) é um exemplo de fractal e é um importante contra-exemplo mostrando a existência de uma função contínua em toda a reta real que não possui derivada em nenhum ponto do domínio. Recebe o nome em honra a seu descobridor, o matemático Karl Weierstrass, e foi a primeira função publicada a apresentar tal patologia.

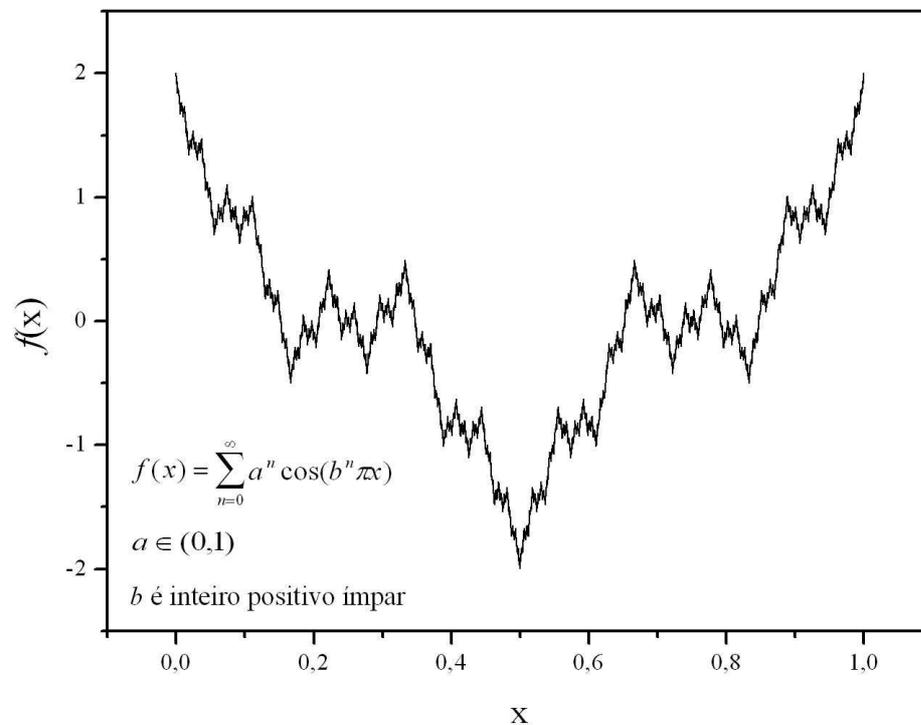


Figura 2.24: Gráfico da função de Weierstrass.

Os fractais com estruturas que compreendem cópias exatas deles mesmos em todas as ampliações, ou seja, que possuem uma auto-similaridade exata são chamados de fractais regulares, por exemplo, Curva de Koch (ver figura 2.25a). Já aqueles que contêm um elemento estatístico ou randômico, ou seja, cada parte pequena tendo as mesmas propriedades estatísticas como o todo, são chamados de fractais randômicos (ver figura 2.25b). Estes, portanto, não são exatamente auto-similares e sim estatisticamente auto-similares. Um conjunto específico de fractais randômicos, conhecidos como *movimentos Brownianos fracionários*, tem sido útil na descrição e modelagem de muitos fenômenos naturais, incluindo difusão não Fickiana, topografias panorâmicas, seqüências de DNA, colônias de bactérias, deposição eletroquímica e indicadores de mercados de ações.

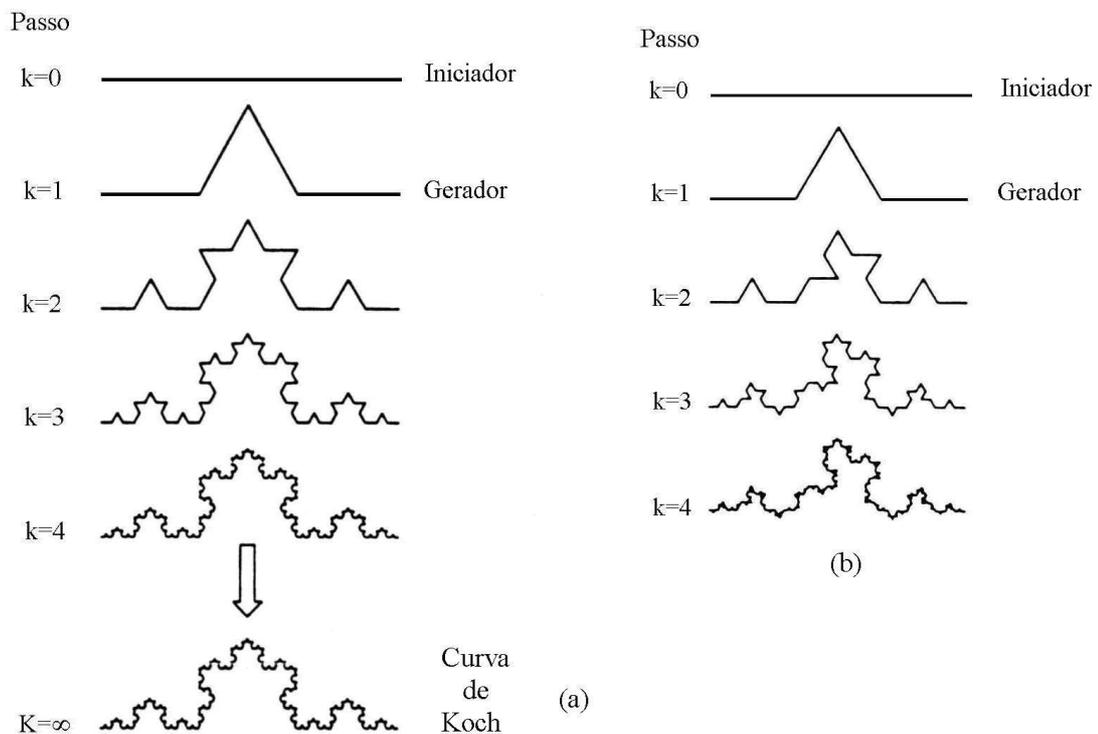


Figura 2.25: Curvas triáticas de Koch: (a) construção regular. (b) construção randômica.

[ADDISON, 1997]

O movimento Browniano regular ou simplesmente movimento Browniano, também conhecido como ruído de Brown (manifestação macroscópica do movimento molecular de um líquido através de partículas suspensas no mesmo), é de fato um membro especial de uma família maior conhecida como movimentos Brownianos fracionários (fBms), uma generalização do movimento Browniano sugerido por Mandelbrot [ADDISON, 1997].

A partir do estudo de curvas e objetos irregulares e com descontinuidades, levantou-se uma questão relevante: a do conceito de dimensão. Por exemplo, como definir a dimensão do “objeto” obtido ao se amassar uma folha de papel qualquer? Será este um objeto ainda bidimensional, como a folha de papel original, ou tridimensional como parece ser visualmente? O conceito cartesiano, dado como “o número mínimo de coordenadas necessárias à descrição analítica de um conjunto”, não é suficiente para a caracterização do grau de aspereza, da fragmentação, da porosidade ou das irregularidades de um objeto.

Geralmente, todos os objetos estudados em matemática ou física são contínuos, lineares e homogêneos, mas a natureza nos mostra que isso não ocorre sempre. Os objetos naturais são geralmente rugosos e descontínuos. Como mostrado na **figura 2.25**, a curva triática de Von Koch é um típico objeto fractal que não pode ser descrito com geometria Euclidiana. Primeiramente, quando o número de iterações tende a ser infinito, o comprimento total aumenta indefinidamente, enquanto a superfície é finita. Em segundo, a curva de Koch é auto-similar e neste caso, pode-se determinar simplesmente a dimensão fractal, $D = 1,2618\dots$, a qual caracteriza de fato a irregularidade do objeto.

Para resolver esse problema, adotou-se, então, o conceito de dimensão fractal, que pode assumir valores fracionários em vez de apenas números inteiros. Uma interpretação conceitual poderosa da dimensão fractal é como sendo uma *medida de complexidade* do objeto em estudo. A dimensão fractal pode ser usada para caracterizar a reatividade química de superfícies, bem como as trocas entre os órgãos do corpo humano e o meio – os brônquios, por exemplo, têm estrutura bem complexa, o que ajuda a maximizar a troca de gases com o ar.

É importante distinguir entre fractais que são auto-similares em toda parte e aqueles que são auto-similares somente se examinados na parte correta, conforme ilustrado na **figura 2.26**.

O maior problema com o uso da dimensão fractal para caracterizar formas da natureza é que estas não são perfeitamente fractais (ou auto-similares). De fato, qualquer objeto tem tamanho finito, implicando que sua dimensão fractal tenda a zero à medida que se observa em escalas cada vez maiores. Em formas naturais, raramente se encontra mais que duas a três hierarquias de repetição dos padrões geradores. As imagens digitais, por exemplo, têm resolução espacial necessariamente limitada. Isso impõe restrições adicionais à extensão do comportamento fractal (ou seja, a ‘fractalidade’) dos objetos naturais representados nessas imagens.

Assim, o máximo que se pode esperar é que essas formas apresentem dimensão fractal elevada ao longo de um intervalo limitado de escalas espaciais. Isso sugere que, para cada escala espacial empregada, pode existir um valor específico para a dimensão fractal.

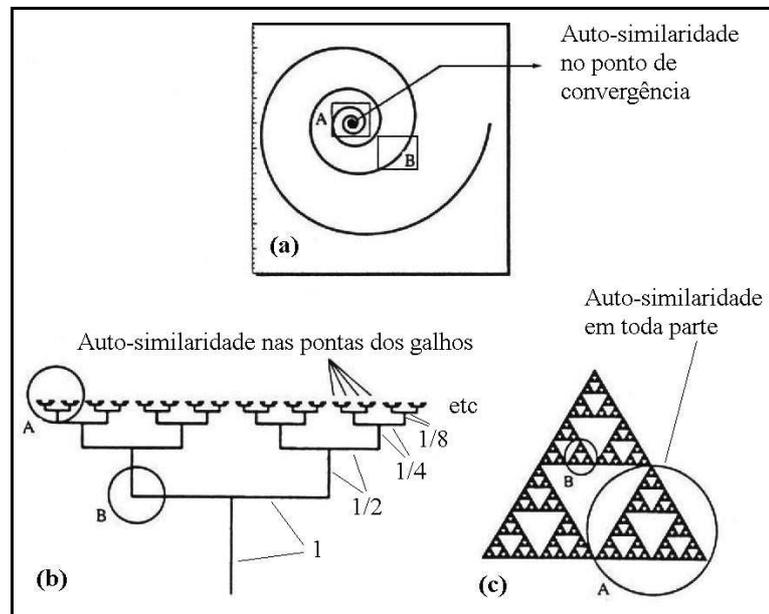


Figura 2.26. A natureza da auto-similaridade. (a) o espiral logarítmico é auto-similar somente no seu ponto de convergência. (b) a árvore binária é auto-similar somente nas pontas dos galhos. (c) triângulo de Sierpinski é auto-similar em qualquer parte.

[ADDISON, 1997]

Para estabelecer os parâmetros a serem calculados, será apresentada uma revisão das análises usadas no tratamento dos dados.

Cabe ressaltar que para o caso das análises das imagens ultrassônicas (D-scan) e radiográficas digitalizadas serão utilizadas versões estendidas destes métodos [TESSER ET AL, 2006].

2.7. ANÁLISES ESTATÍSTICAS E FRACTAIS

2.7.1. Análise de Hurst (RSA)

Dada uma série temporal $\{x_i\}$, com N termos, define-se a média em uma janela de largura τ como:

$$\langle x \rangle_\tau = \frac{1}{\tau} \sum_{i=1}^{\tau} x_i, \quad (2.7.1)$$

e o desvio acumulado $X(t, \tau)$ como:

$$X(t, \tau) = \sum_{i=1}^t [x_i - \langle x \rangle_\tau], \quad (2.7.2)$$

onde t discrimina os pontos dentro da janela temporal (τ) e τ varia de τ' até N, onde τ' é a menor janela permitida.

Considera-se ainda a variação $R(\tau)$ de $X(t, \tau)$, definida como a diferença entre os valores máximo e mínimo de $X(t, \tau)$ em cada janela de largura τ , e o desvio padrão $S(\tau)$ de $X(t, \tau)$.

Define-se, então, a variação renormalizada de Hurst como a razão R/S , cujo comportamento em tempos longos deve satisfazer a relação

$$\frac{R(\tau)}{S(\tau)} \approx \tau^H, \quad (2.7.3)$$

onde H é o expoente de Hurst. Este expoente, para o caso de distribuições gaussianas não estacionárias (e.g. movimento browniano), está relacionado com a persistência ($H > 0,5$) ou antipersistência ($H < 0,5$) de uma dada característica da série temporal.

No regime de escala a amplitude A_H é obtida pela relação

$$\frac{R(\tau)}{S(\tau)} = A_H \tau^H. \quad (2.7.4)$$

Uma curva típica obtida da análise de Hurst (RSA) em dados de ruído magnético (sinal com 40.000 pontos) para uma amostra de aço carbono ferrítico-perlítico com estágio de degradação A (ferrita e perlita sem alteração, conforme análise metalográfica descrita no item 3.1.1) é mostrada na **figura 2.27**.

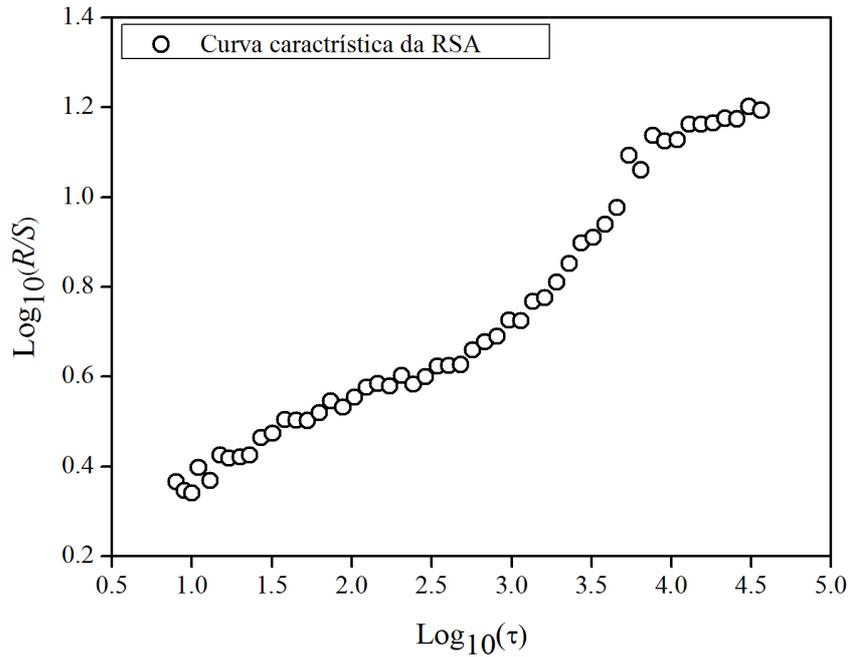


Figura 2.27: Curva característica da análise estatística de Hurst.

2.7.2. Análise da Flutuação Sem Tendência (DFA)

O método consiste inicialmente em determinar uma nova série temporal correspondente à integral do desvio do sinal em relação ao seu valor médio [PENG, 1994]. Assim, a série temporal integrada $\{y_j\}$ é dada pelo novo conjunto de valores dados pela expressão

$$y_j = \sum_{i=1}^j (x_i - \langle x \rangle), \quad (2.7.5)$$

onde o valor médio $\langle x \rangle$ é dado por:

$$\langle x \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i. \quad (2.7.6)$$

A etapa seguinte consiste em dividir a série integrada em janelas de largura τ e ajustar através do método dos mínimos quadrados uma função polinomial de grau m (y_τ^m) em cada janela, devendo τ satisfazer a condição $\tau > m$. Esta função deverá conter uma possível tendência global presente nos dados que terá de ser eliminada da série temporal.

Usando estes resultados, para cada janela temporal de largura τ , definimos a raiz quadrada da flutuação média $F(\tau)$ como:

$$F(\tau) = \sqrt{\frac{1}{\tau} \sum_{k=1}^{\tau} [y_k - y_{\tau}^m(k)]^2} , \quad (2.7.7)$$

que na região de escala deve satisfazer a equação

$$F(\tau) \approx \tau^{\alpha} , \quad (2.7.8)$$

onde α é o expoente DFA.

A amplitude A_{α} , da relação de escala é dada pela fórmula

$$F(n) = A_{\alpha} \tau^{\alpha} . \quad (2.7.9)$$

Uma curva típica obtida da análise da flutuação sem tendência (DFA) em dados de ruído magnético (sinal com 40.000 pontos) para uma amostra de aço carbono ferrítico-perlítico com estágio de degradação D (completa esferoidização da perlita, com os carbonetos localizados no interior das colônias da perlita, conforme análise metalográfica descrita no item 3.1.1) é mostrada na **figura 2.28**.

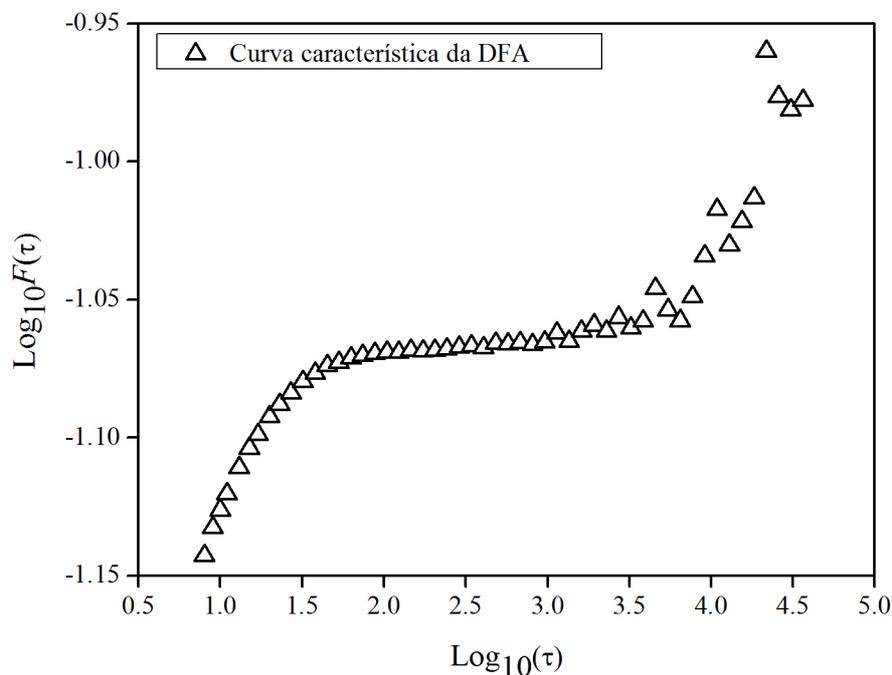


Figura 2.28: Curva característica da análise estatística da flutuação sem tendência.

2.7.3. Análise de Cobertura Mínima (MCA)

Este método relaciona a área mínima necessária para cobrir uma dada curva plana, numa escala especificada, a um comportamento de lei de potência [SILVA, 2005].

Esta escala é introduzida dividindo o domínio de definição da função em n intervalos de largura τ . Em cada intervalo j ($1 \leq j \leq n$), é possível associar um retângulo de base τ e altura $A(j)$ definido como

$$A_j = \max\{y_i, i_\varepsilon[j, j + \tau]\} - \min\{y_i, i_\varepsilon[j, j + \tau]\} \quad (2.7.10)$$

tal que a área mínima será dada por

$$S(\tau) = \sum_{j=1}^n A_j \tau. \quad (2.7.11)$$

Na região de escala, $S(\tau)$ deve comportar-se como

$$S(\tau) \approx \tau^{2-D_\mu}, \quad (2.7.12)$$

onde D_μ é a dimensão de cobertura mínima, a qual é igual a 1 (um) quando a curva apresenta nenhuma fractalidade. É possível definir também um novo expoente μ dado por

$$\mu = D_\mu - 1, \quad (2.7.13)$$

que mede a fractalidade da curva e satisfaz a região de escala

$$V(\tau) \approx \tau^{-\mu}, \quad (2.7.14)$$

onde $V(\tau)$ é a soma das alturas dos retângulos

$$V(\tau) = \sum_{j=1}^n A_j. \quad (2.7.15)$$

A amplitude A_μ é definida na expressão

$$V(\tau) = A_\mu \tau^{-\mu}. \quad (2.7.16)$$

Uma curva típica obtida da análise da dimensão de mínima cobertura (MCA) em dados de ruído magnético (sinal com 40.000 pontos) para uma amostra de aço carbono ferrítico-perlítico com estágio de degradação B (primeiros sinais de esferoidização de carbonetos, conforme análise metalográfica descrita no item 3.1.1) é mostrada na **figura 2.29**.

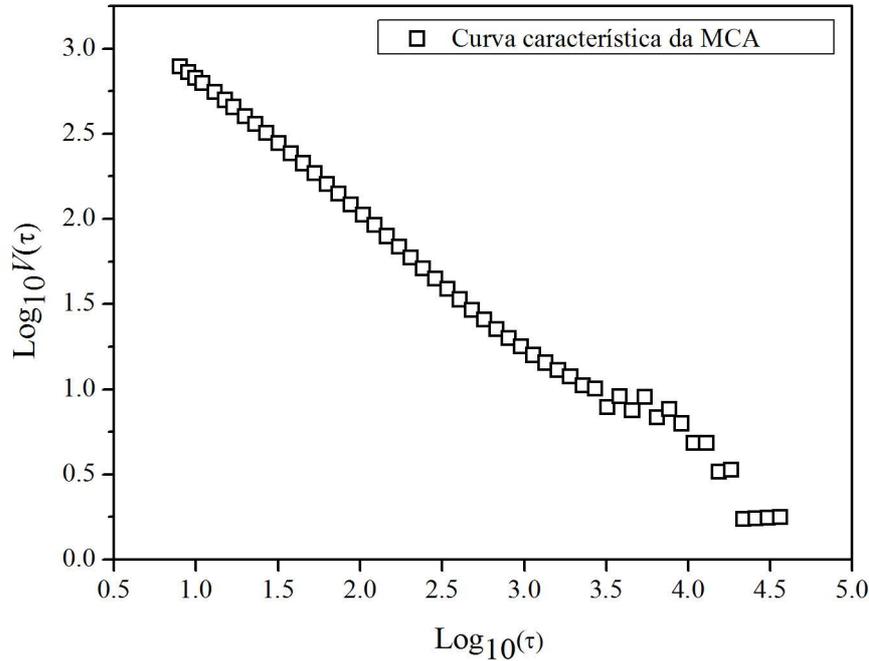


Figura 2.29: Curva característica da análise fractal da dimensão de mínima cobertura.

2.7.4. Análise de Contagem de caixas (BCA)

A dimensão de contagem de caixas é largamente usada na prática para estimar a dimensão de uma variedade de objetos fractais. A técnica não é limitada a estimar as dimensões de objetos no plano, tal como uma curva litorânea. Este método pode ser estendido para investigar objetos fractais de alta dimensão em espaços multidimensionais, usando hipercubos de cobertura correspondentes a tais escalas.

Para obter o valor D da dimensão de caixa discretiza-se a região considerada dentro de quadrados com a dimensão τ . Então, conta-se o número $N(\tau)$ de quadrados de comprimento τ que têm intersecções com o padrão considerado. Se o objeto tem propriedades fractais, então, repetindo-se esse procedimento para diferentes valores de τ a seguinte relação é obtida:

$$N(l) \sim \tau^{-D} \tag{2.7.17}$$

e estima-se D da inclinação do crescimento linear de $\log(N(\tau))$ contra $-\log(\tau)$. A seguir tem-se o procedimento matemático para o cálculo da dimensão fractal.

Considerando-se um quadrado de lado L coberto por N quadrados menores de lado τ . L , N , e τ satisfazem a seguinte relação:

$$N \cdot \tau^2 = L^2 \tag{2.7.18}$$

Logo, $N = N(\tau, L) \sim \tau^{-2}$ para L fixo ou $N \sim L^2$ para τ fixo.

Considerando-se agora um cubo de aresta L dividido em N cubos menores de aresta τ tem-se:

$$N \cdot \tau^3 = L^3 \quad (2.7.19)$$

Logo, $N \sim \tau^{-3}$ para L fixo ou $N \sim L^3$ para τ fixo.

A **figura 2.30** ilustra as dimensões dos objetos (caixas) utilizados nos casos bidimensionais e tridimensionais.

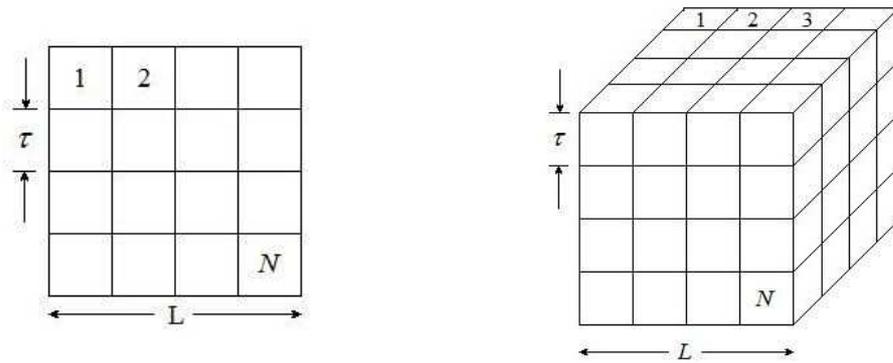


Figura 2.30: Dimensões e formas dos objetos utilizados no método de contagem de caixas.

Pode-se generalizar estes resultados para um hiper-cubo de dimensão d e de aresta L “coberto” por N hiper-cubos de aresta τ ($\tau \ll L$) dizendo-se que:

$$N \cdot \tau^d = L^d \quad (2.7.20)$$

Logo, $N \sim \tau^{-d}$ para L fixo ou $N \sim L^d$ para τ fixo.

Diz-se que o quadrado é bidimensional, o cubo é tridimensional ou o hiper-cubo é d -dimensional devido aos expoentes 2, 3, e d que aparecem nas equações acima.

Esta definição de dimensão pode ainda ser aplicada a outros objetos de formas diferentes como elipses, esferas, cones – objetos Euclidianos –, etc. Supondo, por exemplo, uma esfera maciça de diâmetro L . Diz-se que esta é tridimensional pois a relação entre o número de cubos N de aresta τ ($\tau \ll L$) necessários para cobrir toda a esfera satisfaz $N(\tau, L) \cdot \tau^3 \sim L^3$, ou seja:

$$N \sim \tau^{-3} \text{ para } L \text{ fixo ou } N \sim L^3 \text{ para } \tau \text{ fixo.}$$

Tem-se observado em muitas estruturas naturais a seguinte relação de escala do tipo com D não inteiro:

$$N(\tau, L) \cdot \tau^D \sim L^D \quad (2.7.21)$$

Como anteriormente, N é o número de cubos de aresta τ necessários para cobrir a estrutura de tamanho global L . A novidade em relação aos exemplos anteriores é que o expoente D passa a ser fracionário. Fala-se, por conseqüência, em dimensão fracionária ou fractal. D é uma espécie de índice crítico que caracteriza o sistema. Na verdade, podem existir muitos desses índices críticos. A aresta τ é considerada a escala ou resolução com que o sistema está sendo estudado. Obviamente não é necessário prender-se ao espaço físico tridimensional. É possível considerar um espaço de dimensão arbitrária d e postular a existência de conjuntos fractais “mergulhados” neste espaço satisfazendo relações de escala do tipo:

$$N(\tau, L) \sim \tau^{-D}, L \text{ fixo e } D \text{ fracionário} \quad (2.7.22)$$

$$N(\tau, L) \sim L^D, \tau \text{ fixo e } D \text{ fracionário} \quad (2.7.23)$$

onde $N(\tau, L)$ é o número de cubos de dimensões d necessários para cobrir todo o conjunto. Assim, fazendo-se um gráfico de $\log N$ versus $\log \tau$, obtêm-se, de acordo com a equação (2.7.22), uma inclinação $-D$. Tem-se, portanto, uma forma prática de medir a dimensão do conjunto em questão. Por outro lado, fixando-se τ , também se obtém D a partir de um gráfico $\log N$ versus $\log L$.

Trabalhando-se com a forma completa da equação (2.7.21), tem-se:

$$N(\tau, L) \cdot \tau^D = k \cdot L^D, \quad \varepsilon = \tau / L$$

$$N(\varepsilon) \cdot \varepsilon^D = k \quad (2.7.24)$$

onde k é um número puro. Tomando o logaritmo da equação (2.7.24), tem-se:

$$\log N(\varepsilon) = D \cdot \log(1/\varepsilon) + \log k$$

$$D = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{d[\log N]}{d[\log(1/\varepsilon)]} \quad (2.7.25)$$

i.e., D é a derivada de $\log N$ em relação a $\log(1/\varepsilon)$.

Uma estimativa bem refinada pode ser obtida traçando-se uma linha (regressão linear) através dos pontos da curva $\log(N)$ versus $\log(1/\varepsilon)$ que apresentam uma lei de escala e calculando-se a inclinação da mesma, que representa a dimensão fractal.

A amplitude A_B da relação de escala é dada pela seguinte fórmula

$$N(\tau) = A_B \tau^{D_B} \quad (2.7.26)$$

Uma curva típica obtida da análise fractal da dimensão de contagem de caixas (BCA) em dados de ruído magnético (sinal com 40.000 pontos) para uma amostra de aço carbono ferrítico-perlítico com estágio de degradação D (completa esferoidização da perlita, com os

carbonetos localizados no interior das colônias da perlita, conforme análise metalográfica descrita no item 3.1.1) é mostrada na **figura 2.31**.

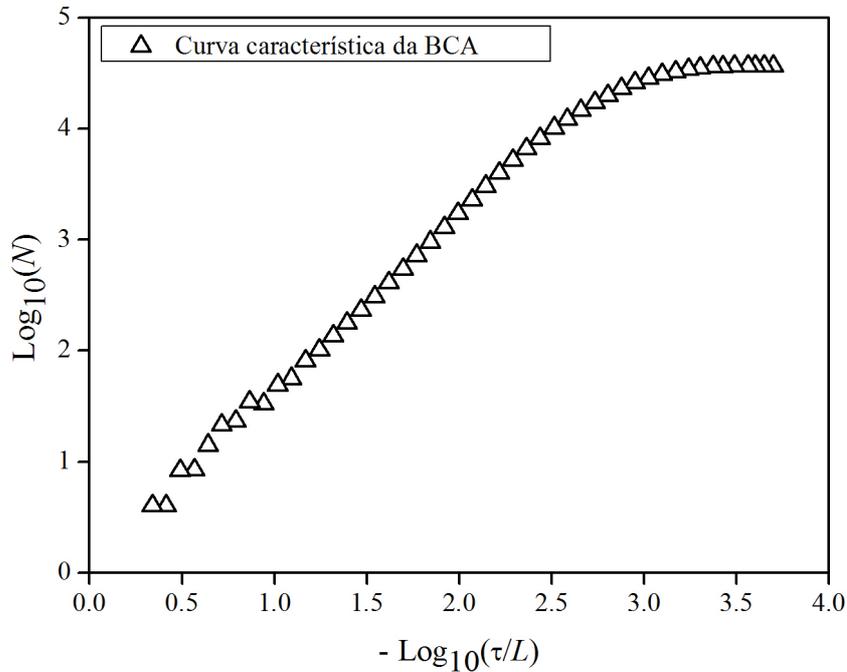


Figura 2.31: Curva característica da análise fractal da dimensão de contagem de caixas.

É importante ressaltar a grande redução dos dados alcançada na etapa de pré-processamento (aplicação das análises estatísticas e fractais). Verifica-se, através das curvas 2.27 a 2.31, que após o processamento matemático os vetores que tinham 40.000 componentes tiveram suas dimensões reduzidas para aproximadamente 50 componentes (correspondentes ao número de pontos das curvas). Portanto, as curvas obtidas para cada conjunto de dados definem novos vetores em um espaço dimensional ‘ n ’ que, por sua vez, significa o número de tamanhos de janelas (τ).

2.7.5. Versões Estendidas

O tratamento numérico das imagens é realizado sobre os dados gerados de “escaneamentos” (x-bit) de radiografias, com certo número de níveis de tons de cinza; que são interpretados por meio de alturas (z_{ij}). No caso, (i, j) representam as coordenadas de um pixel, com $i = 1, 2, \dots, L_x$ e $j = 1, 2, \dots, L_y$ para uma imagem contendo $L_x \times L_y$ pixels e $L = (L_x L_y)^{1/2}$, [TESSER ET AL, 2006].

Em todas as técnicas, as imagens são, inicialmente, cobertas por uma grade, centrada em todas as direções, compostas de células quadradas contendo $\tau \times \tau$ pixels. Isso garante que, se L_x ou L_y não são múltiplos de τ , somente pixels na periferia da imagem são deixadas fora da grade. Este processo está ilustrado na **figura 2.32** [TESSER ET AL, 2006], que mostra a imagem radiográfica no fundo de um defeito de soldagem (falta de fusão) e acima a superfície correspondente obtida pelas alturas dos níveis de tons de cinza.

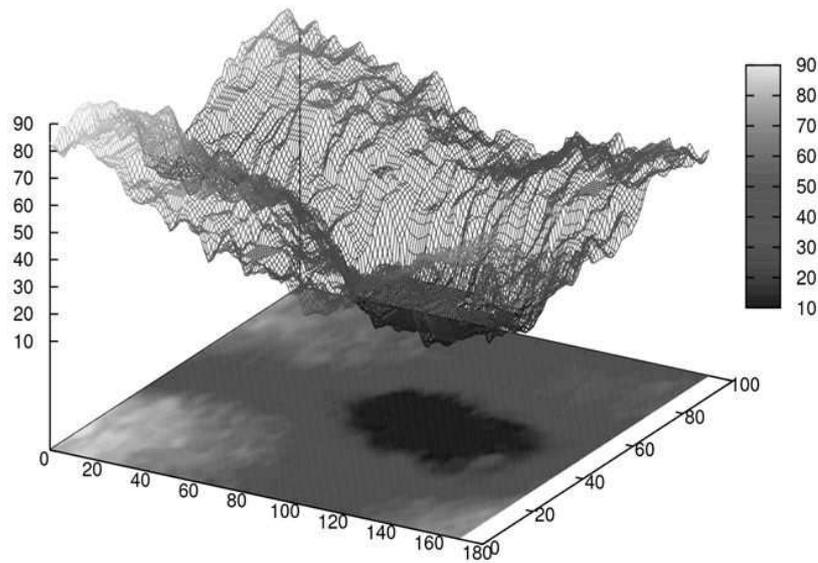


Figura 2.32: Reconstrução da imagem 3D a partir de uma imagem radiográfica digital.

- Análise de Hurst (RSA)

Dado uma célula com dimensão $\tau \times \tau$, cujo canto esquerdo mais baixo é localizado no pixel (i_0, j_0), calcula-se $\langle z \rangle_\tau$, a média de z_{ij} dentro da célula, por

$$\langle z \rangle_\tau = \frac{1}{\tau^2} \sum_{(i,j)} z_{ij} = \frac{1}{\tau^2} \sum_{i=i_0}^{i_0+\tau-1} \sum_{j=j_0}^{j_0+\tau-1} z_{ij} \quad (2.7.27)$$

Então, define-se um desvio acumulado da média pela expressão

$$z_{ij} = \sum_{k=i_0}^i \sum_{l=j_0}^j (z_{kl} - \langle z \rangle_\tau), \quad (2.7.28)$$

da qual se extrai uma variação calculada por

$$R(\tau) = \max_{\substack{i_0 \leq i \leq i_0 + \tau - 1 \\ j_0 \leq j \leq j_0 + \tau - 1}} Z_{ij} - \min_{\substack{i_0 \leq i \leq i_0 + \tau - 1 \\ j_0 \leq j \leq j_0 + \tau - 1}} Z_{ij} \quad (2.7.29)$$

e o desvio padrão correspondente dado por

$$S(\tau) = \sqrt{\frac{1}{\tau} \sum_{(i,j)} Z_{ij}^2} \quad (2.7.30)$$

Finalmente, obtém-se o intervalo re-escalado $R(\tau)/S(\tau)$ médio para todas as células. Para uma superfície com características fractais, esse intervalo deve satisfazer a forma de escala

$$\frac{R(\tau)}{S(\tau)} \sim \tau^H, \quad (2.7.31)$$

onde H é o expoente de Hurst.

- Análise da Flutuação Sem Tendência (DFA)

O método consiste, inicialmente, em obter um novo conjunto de dados bi-dimensionais integrado dado por

$$\tilde{z}_{ij} = \sum_{k=1}^i \sum_{l=1}^j (z_{kl} - \langle z \rangle), \quad (2.7.32)$$

onde a média $\langle z \rangle$ é considerada sobre todos os pixels e calculada pela fórmula

$$\langle z \rangle = \frac{1}{L_x L_y} \sum_{i=1}^{L_x} \sum_{l=1}^{L_y} z_{ij}. \quad (2.7.33)$$

Depois de construir a grade, com células de dimensão τ , os dados dentro de uma dada célula são interpolados por um plano. Então a função da variação sem tendência Δ_{ij} é obtida pela subtração da tendência local (dada pelo ajuste) sobre os dados integrados.

Explicitamente, define-se $\Delta_{ij} = \tilde{z}_{ij} - h_{ij}$, onde h_{ij} é a altura associada com o pixel (i, j) correspondente a interpolação (ajuste). Finalmente, calcula-se a raiz quadrada da flutuação média $F(\tau)$ dentro de uma célula expressa por

$$F(\tau) = \sqrt{\frac{1}{\tau^2} \sum_{(i,j)} \Delta_{ij}^2} \quad (2.7.34)$$

e a média sobre todas as células.

Para uma superfície fractal, $F(\tau)$ deve comportar-se como $F(\tau) \sim \tau^\alpha$, onde α é o expoente de escala.

- Análise de Cobertura Mínima (MCA)

O método considera o mínimo volume necessário para cobrir uma dada superfície, em uma escala especificada. Após construir a grade, associa-se com cada célula $\tau \times \tau$, determinada por uma variável k , um prisma de altura A_k definido como a diferença entre os valores máximos de z_{ij} dentro da célula k , expresso por

$$A_k = \max_{\substack{i_0 \leq i \leq i_0 + \tau - 1 \\ j_0 \leq j \leq j_0 + \tau - 1}} z_{ij} - \min_{\substack{i_0 \leq i \leq i_0 + \tau - 1 \\ j_0 \leq j \leq j_0 + \tau - 1}} z_{ij}. \quad (2.7.35)$$

E o volume mínimo é, então, dado por

$$V(\tau) = \sum_k A_k \tau^2 \quad (2.7.36)$$

sobre todas as células. Idealmente, a região de escala ($\tau \gg 1$), $V(\tau)$ deve comportar-se como

$$V(\tau) = \tau^{3-D_\mu}, \quad (2.7.37)$$

onde D_μ é a dimensão de mínima cobertura, que é igual a dois (02) quando a superfície não apresenta fractalidade.

Análise de contagem de caixas (BCA), em sua versão estendida, já foi mencionada no item 2.7.4.

2.8. ANÁLISES DE RECONHECIMENTO DE PADRÃO

Cabe ressaltar que, nem sempre, os dados resultantes das análises supracitadas, como por exemplo, os cálculos dos expoentes obtidos através das regressões lineares das curvas correspondentes, são suficientes para classificar certos padrões em estudo. Vale lembrar que para se obter os coeficientes angulares corretos é necessária uma avaliação criteriosa da região de escala da curva que represente uma lei de potência [SILVA, 2005], demandando, então, muito tempo nas análises.

Para aperfeiçoar as análises e torná-las mais confiáveis, se faz necessário utilizar técnicas capazes de extrair, de forma rápida, informações precisas desses dados. Duas técnicas estatísticas de classificações de padrões, a serem utilizadas neste trabalho, serão apresentadas a seguir.

É importante mencionar que reconhecimento estatístico de padrão [WEBB, 2002] é um termo usado para cobrir todos os estágios de uma investigação a partir de uma formulação de problema e coleção de dados através de discriminação e classificação, avaliação de resultados e interpretação.

Existem duas divisões de reconhecimento: a supervisionada (ou discriminação) e a não supervisionada (ou agrupamento). Na classificação supervisionada (análise de Karhunen-Loève), tem-se um conjunto de amostras de dados (cada uma consistindo de medidas sobre um conjunto de variáveis) com tipos de classes e rótulos. Na classificação não supervisionada (análise de componentes principais), os dados não são rotulados e pretende-se encontrar grupos dentro dos dados e características que diferencie um do outro.

Os objetivos principais dessas técnicas são: redução do número de dimensões de um conjunto de dados e visualização mais simples de dados complexos.

2.8.1. Análise de Componentes Principais (PCA)

Dado um conjunto de amostras de dados (matriz) contendo M vetores (colunas) com N componentes (linhas), \vec{x}_i , a PCA baseia-se na projeção desses vetores nas direções definidas pelos autovetores da matriz de covariância definida como

$$S = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \begin{pmatrix} \vec{x}_i - \vec{m} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \vec{x}_i - \vec{m} \end{pmatrix}^T \quad (2.8.1)$$

onde \vec{m} , o vetor médio global, é definido por

$$\vec{m} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \vec{x}_j \quad (2.8.2)$$

e T denota o vetor transposto. Se os autovetores de S são arranjados em ordem decrescente, as projeções ao longo do primeiro autovetor, correspondendo ao maior autovalor, definem a primeira componente principal, e representa a maior variação de qualquer função linear das variáveis originais. No geral, a n -ésimo componente principal é definida pelas projeções dos vetores originais ao longo da direção do n -ésimo autovetor. Portanto, as componentes principais são ordenadas em termos da quantidade (decrescente) da variação dos dados originais.

Assim, a PCA corresponde à rotação do sistema de coordenada para um novo conjunto de eixos ortogonais, produzindo um novo conjunto de variáveis não correlacionadas, e uma redução do número de dimensões relevantes.

Um classificador baseado sobre PCA pode ser construído utilizando as primeiras componentes principais para definir os vetores modificados, cujas médias de classe são determinadas dos vetores de treinamento. Então, um vetor \vec{x}_i de treinamento ou de teste é apontado como de uma determinada classe cujo vetor médio correspondente permaneça mais próximo de \vec{x}_i dentro do espaço transformado.

2.8.2. Análise da Transformação de Karhunen-Loève (KL)

Dado um conjunto de amostras de dados (matriz) contendo M vetores (colunas) com N componentes (linhas), define-se, primeiramente, a projeção dos vetores de treinamento ao longo dos autovetores da matriz de covariância intra-classe S_w , definida como [WEBB, 2002]:

$$S_w = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^{N_c} \sum_{i=1}^{N_k} y_{ik} \begin{pmatrix} \rightarrow \\ x_i - m_k \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \rightarrow \\ x_i - m_k \end{pmatrix}^T, \quad (2.8.3)$$

onde $\begin{pmatrix} \rightarrow \\ x_i \end{pmatrix}$ é o vetor coluna correspondente ao i -ésimo sinal, N_c é o número de classes, N_k é o número de vetores na classe k , $\begin{pmatrix} \rightarrow \\ m_k \end{pmatrix}$ é o vetor médio da classe k e T a transposta de uma matriz (no caso produzindo um vetor linha). O elemento y_{ik} é igual a 1 se $\begin{pmatrix} \rightarrow \\ x_i \end{pmatrix}$ pertencer à classe k e zero, do contrário.

Procede-se com uma operação de re-escala dos vetores resultantes através de uma matriz diagonal construída dos autovalores (λ_j) de S_w , definida por:

$$X' = \Lambda^{-1/2} U^T X, \quad (2.8.4)$$

onde X é a matriz cujas colunas são os vetores de treinamento $\begin{pmatrix} \rightarrow \\ x_i \end{pmatrix}$, Λ = diagonal ($\lambda_1, \lambda_2, \dots$), e U é a matriz cujas colunas são os autovetores de S_w .

Por fim, para comprimir a informação de classe, projetam-se os vetores resultantes sobre os autovetores da matriz de covariância inter-classe S_B calculada por

$$S_B = \sum_{k=1}^{N_c} \frac{N_k}{M} \begin{pmatrix} \rightarrow \\ m_k - m \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \rightarrow \\ m_k - m \end{pmatrix}^T, \quad (2.8.5)$$

onde m é o vetor médio global. A transformação completa pode ser escrita como:

$$X'' = V^T \Lambda^{-1/2} U^T X, \quad (2.8.6)$$

onde V é a matriz cujas colunas são os autovetores de S_B , calculado de X' .

Com N_c classes possíveis, os vetores totalmente transformados têm no máximo ($N_c - 1$) componentes relevantes. Então, associa-se um vetor $\begin{pmatrix} \rightarrow \\ x_i \end{pmatrix}$ dentro da classe cujo vetor médio permanece mais próximo de $\begin{pmatrix} \rightarrow \\ x_i \end{pmatrix}$ dentro do espaço ($N_c - 1$) dimensional transformado.

3. METODOLOGIA

Neste capítulo, mencionam-se os tipos de materiais e equipamentos utilizados nos ensaios ultrassônicos, magnéticos e radiográficos e os tipos de dados obtidos (sinais e imagens) em cada técnica correspondente. Por fim, explanam-se sobre a formação das matrizes de dados (números de vetores e componentes correspondentes e disposição) e sobre as etapas dos seus processamentos numéricos.

3.1 MATERIAIS E ENSAIOS NÃO-DESTRUTIVOS

3.1.1. Ensaio Magnético de Barkhausen Realizado Nas Amostras de Aço Carbono Ferrítico-Perlítico

As amostras estudadas (aço carbono ferrítico-perlítico, com seção circular, **figura 3.1**), foram obtidas de tubos do superaquecedor de uma caldeira (GV-2001) e apresentavam as fases ferrita e perlita antes da degradação. Devido a efeitos de temperatura, duas diferentes microestruturas foram obtidas da perlita, transformada total e parcialmente em esferoiditas.



Figura 3.1: Corpos de prova inspecionados pelas técnicas magnética e ultrassônica.

Na preparação metalográfica, realizada no CENPES / PETROBRÁS, seguiram-se as seguintes etapas:

- a) Lixamento manual até granulometria #1000 (lixas de SiC);
- b) Polimento com pastas de diamante de 6 e 3mm;
- c) Ataque por imersão em nital 2% durante 30s;
- d) Polimento com alumina 0,3mm.
- e) Ataque por imersão em nital 2% durante 30s;
- f) Observação e registro das microestruturas das áreas selecionadas (ampliação 1000x);
- g) Polimento com alumina 0,3mm;
- h) Ataque por imersão em nital 2% durante 10s para quantificação dos vazios de fluência ao microscópio óptico (ampliação 500x - área de 177x132mm).

Para a avaliação do estágio de degradação microestrutural utilizou-se o critério desenvolvido por Toft e Marsden para aços de estrutura ferrita-perlita (**figura 3.2**).

Baseado nas análises metalográficas que indicaram os diferentes estágios de degradação microestrutural, foram escolhidas as posições correspondentes ao lado da chama (branco) e ao lado oposto (vermelho), cujas avaliações metalográficas indicaram ser a mais e menos degradada, respectivamente (**figura 3.3**).

Os corpos-de-prova foram identificados por letras (**figura 3.4**), de acordo com a distância da região da falha, e cores, dependendo da posição de incidência da chama. Foram feitos, nas amostras **d, e, g, h e k**, ensaios magnéticos de Barkhausen a fim de caracterizar os estágios de degradação microestrutural do material (**ver tabela 3.1**). O arranjo experimental para a inspeção magnética consistiu de um gerador de pulso, uma fonte de potência, um yoke magnético, uma bobina leitora e um instrumento de aquisição de dados, conforme a **figura 2.23**.

Dois tipos de sinais foram obtidos durante os testes magnéticos: o ruído magnético de Barkhausen (RMB) ou pulso de voltagem induzida e o fluxo magnético induzido ou densidade de fluxo ('B'). As medidas foram feitas utilizando-se uma onda senoidal magnética de 10 Hz, e ambos os sinais foram amostrados com uma frequência de 200 kHz, amplificados e filtrados com passa banda (1-100 kHz para RMB e 0-1 kHz para 'B') e cada tipo de sinal foi adquirido com 40.000 pontos.

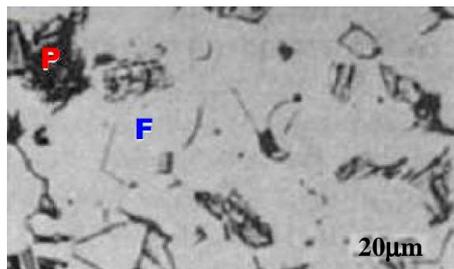
Em cada corpo de prova foram feitas 32 medidas, sendo 8 capturas em cada posição (cor) e em cada captura foi gerada uma matriz numérica com os dois tipos de sinais mencionados. Portanto, para as 5 (cinco) amostras inspecionadas foram adquiridos 160 sinais

RMB e 160 sinais 'B', distribuídos da seguinte forma: 40, 48, 40, 16 e 16 sinais para os estágios A, B, C, D e E, respectivamente.

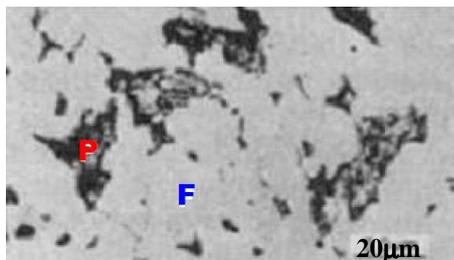
Cabe ressaltar que os ensaios magnéticos foram realizados no Centro de Ensaios Não-Destrutivos da Universidade Federal do Ceará (CENDE), utilizando-se o equipamento portátil do Laboratório de Dinâmica e Instrumentação (LADIN) da Universidade de São Paulo.

Vale destacar a condição superficial verificada de algumas amostras, como por exemplo, pontos de usinagem e regiões com irregularidades (perda de material).

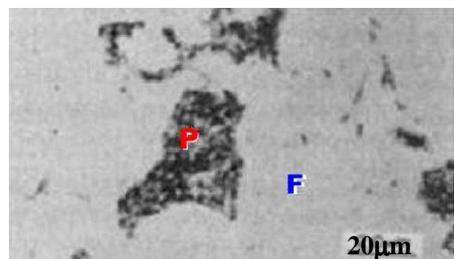
Portanto, com o estudo magnético das amostras, pretende-se avaliar o comprometimento estrutural que a degradação microestrutural, sob efeito térmico, pode causar à integridade do equipamento. No caso em questão, através do estudo metalográfico (análise da vida residual dos tubos), verificou-se a fragilização do material devido à esferoidização da perlita sendo, portanto, apontada como a possível causa do colapso da caldeira.



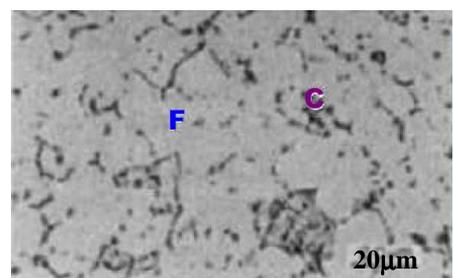
Estágio A – ferrita (F) e perlita (P) sem alteração.



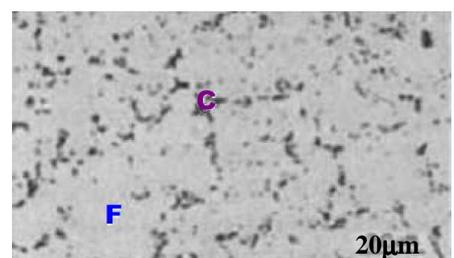
Estágio B - primeiros sinais de esferoidização de carbonetos, usualmente acompanhada de precipitações isoladas nos contornos de grão.



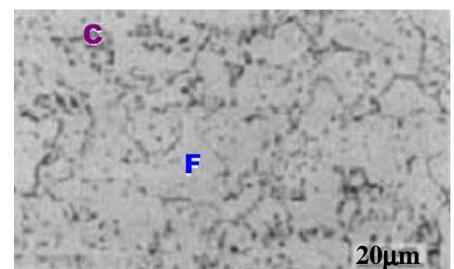
Estágio C - apreciável esferoidização da perlita, mas com algumas lamelas de carbonetos ainda presentes.



Estágio D - completa esferoidização da perlita, com os carbonetos (C) localizados no interior das colônias da perlita, e insignificante precipitação de carbonetos no interior dos grãos de ferrita proeutetóide.



Estágio E - completa esferoidização com os carbonetos dispersos, deixando pequenos traços das áreas perlíticas originais.



Estágio F - completa esferoidização com significativa coalescência entre os carbonetos.

Figura 3.2: Classificação microestrutural de aços carbono ferrítico-perlítico.

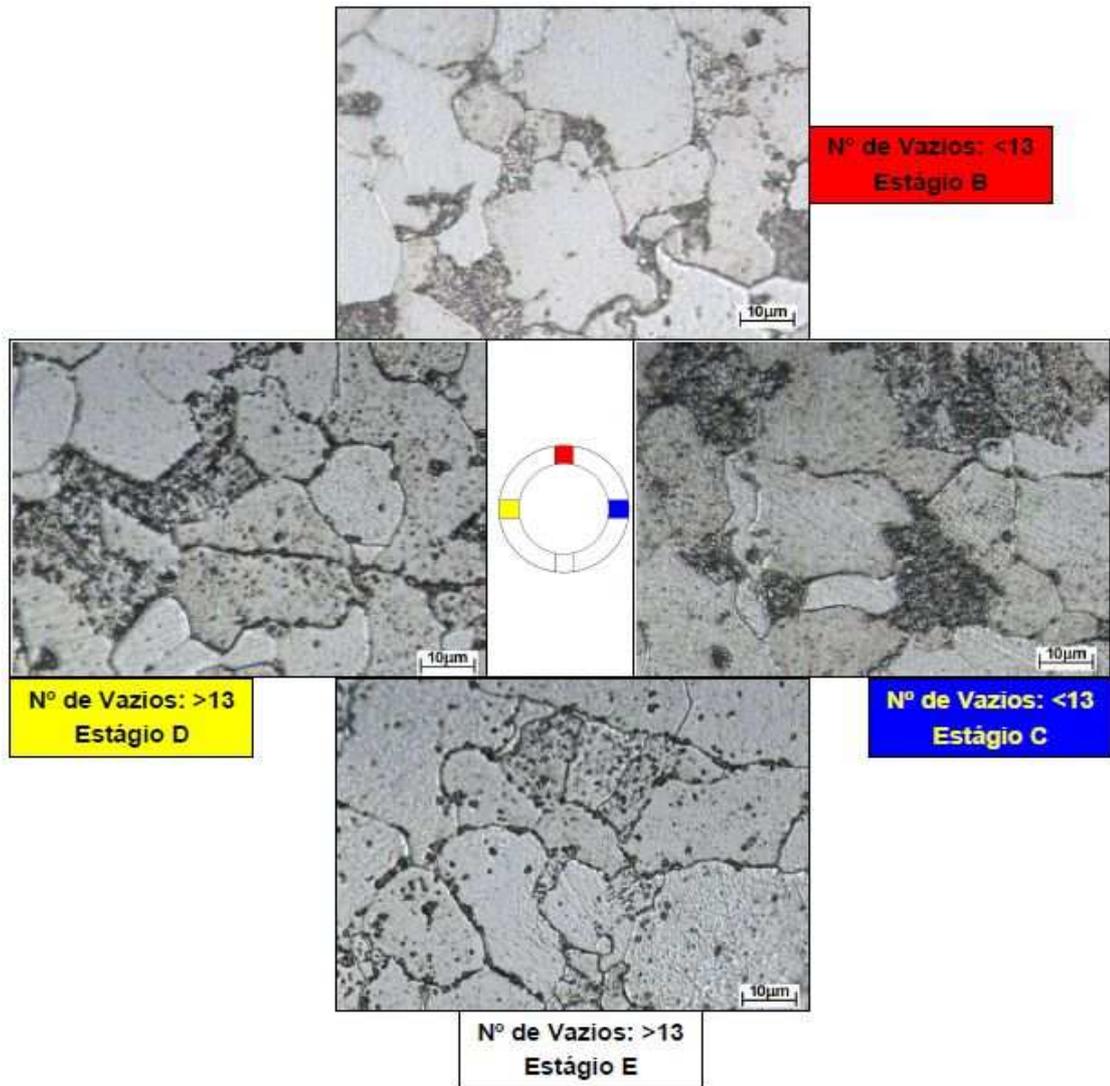


Figura 3.3: Posições das análises metalográficas e de capturas dos sinais magnéticos e ultrassônicos.

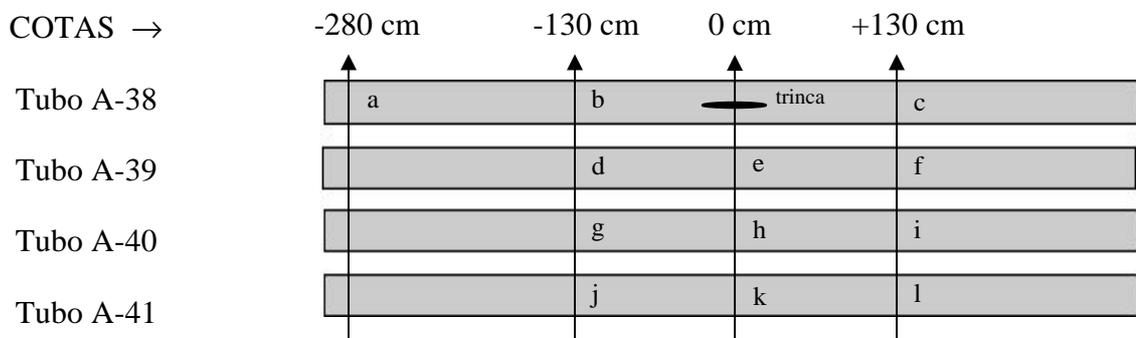


Figura 3.4: Identificação das amostras retiradas dos tubos do superaquecedor da caldeira GV-2201.

TABELA 3.1: Caracterização metalográfica de danos.

TUBO	COTA (cm)	AMOSTRA	CLASSIFICAÇÃO MICROESTRUTURAL
A-39	-130	d - branco	E (E1 = E001 ao E008)
		d - amarelo	C (C1 = C001 ao C008)
		d - vermelho	B (B1 = B001 ao B008)
		d - azul	A (A1 = A001 ao A008)
A-39	0	e - branco	E (E2 = E009 ao E016)
		e - amarelo	D (D1 = D001 ao D008)
		e - vermelho	B (B2 = B009 ao B016)
		e - azul	A (A2 = A009 ao A016)
A-40	-130	g - branco	C (C2 = C009 ao C016)
		g - amarelo	C (C3 = C017 ao C024)
		g - vermelho	A (A3 = A017 ao A024)
		g - azul	B (B3 = B017 ao B024)
A-40	0	h - branco	D (D2 = D009 ao D016)
		h - amarelo	C (C4 = C025 ao C032)
		h - vermelho	A (A5 = A033 ao A040)
		h - azul	A (A4 = A025 ao A032)
A-41	0	k - branco	C (C5 = C033 ao C040)
		k - amarelo	B (B6 = A040 ao A048)
		k - vermelho	B (B5 = B033 ao B040)
		k - azul	B (B4 = B025 ao B032)
Total: 160 sinais (40 sinais A, 48 sinais B, 40 sinais C, 16 sinais D e 16 sinais E)			

A **tabela 3.1** nos informa a especificação de cada tubo e as respectivas amostras retiradas com as cores representativas da posição submetida à análise metalográfica. Aponta também os tipos de estágios microestruturais (grupos ou classes) encontradas (A, B, C, D e E) em cada ponto (cor) da amostra e os subgrupos (A1, A2, A3, A4 e A5 / (A = [A_i]); B1, B2, B3, B4, B5 e B6 / (B = [B_i]); C1, C2, C3, C4 e C5 / (C = [C_i]); D1 e D2 / (D = [D_i]); E1 e E2 / (E = [E_i]),) com as suas 8 (oito) sub-matrizes de sinais correspondentes. A matriz com todos os 160 vetores é formada assim: $M_{RMB / \text{fluxo}} = [A, B, C, D, E]$.

3.1.2. Ensaio de Ultrassom (pulso-eco) Realizado Nas Amostras de Aço Carbono Ferrítico-Perlítico

Foram feitos, nas mesmas amostras (**d, e, g, h e k**) obtidas dos tubos da caldeira, ensaios ultrassônicos (pulso-eco incidência normal) utilizando sensores com frequências variando de 10 a 125 MHz e com taxas de amostragem variando de 500 M S/s a 1.25G S/s a fim de caracterizar as diferentes microestruturas do material.

O arranjo experimental (**figura 3.5**) para a inspeção por ultrassom (método pulso-eco incidência normal) consistiu de um pulsador/receptor ultrassônico (modelo 5900 / Olympus / Panametrics – NDT) e sensores de baixa e alta frequência) utilizados na captura de sinais e de um osciloscópio digital (Tektronix TDS 3012B) utilizado em conjunto para obtenção dos sinais com taxas de amostragens específicas e um computador com software específico para armazenagem e gerenciamento dos dados.



Figura 3.5: Sistema de aquisição de dados ultrassônicos.

As cinco amostras foram inspecionadas e formadas matrizes de dados com 100 (cem) vetores distribuídos igualmente entre as cinco classes de microestruturas (A, B, C, D e E) para cada tipo de sensor utilizado (10 MHz, 30 MHz, 50 MHz, 75 MHz, 100 MHz e 125 MHz). Portanto, foram criadas 6 (seis) matrizes contendo 20 (vinte) vetores para cada classe microestrutural. A matriz com todos os 100 vetores é formada assim:

$M_{\text{ultrassom}} = [A, B, C, D, E]$, onde cada grupo é composto pelas suas submatrizes ($A = [A_i]$; $B = [B_i]$; $C = [C_i]$; $D = [D_i]$; $E = [E_i]$).

Vale ressaltar que as matrizes de dados foram formadas por vetores correspondentes às regiões dos sinais retroespalhados (**ver figura 3.6**).

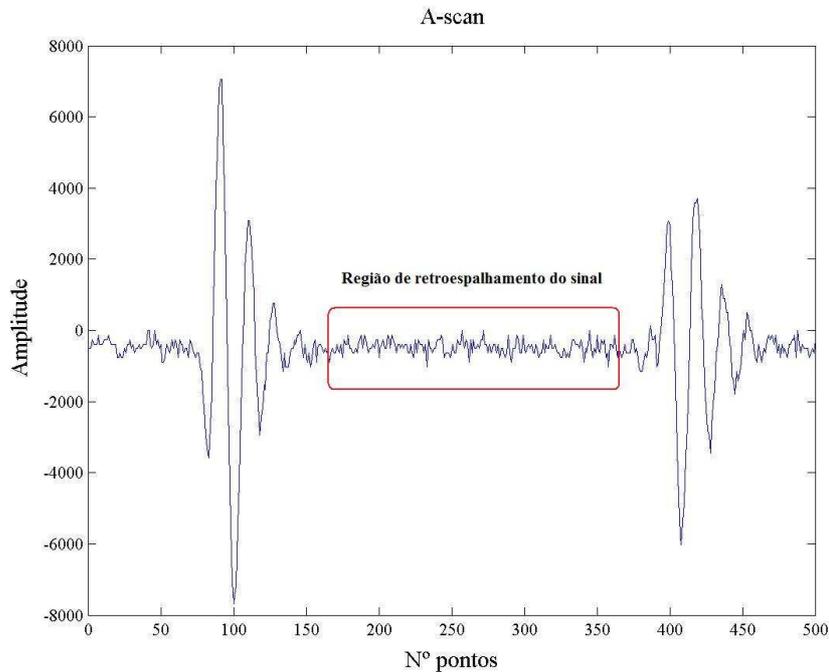


Figura 3.6: Sinal retroespalhado.

3.1.3. Ensaio de Ultrassom (TOFD) Realizado Nas Chapas de Aço Carbono AISI 1020 Soldadas

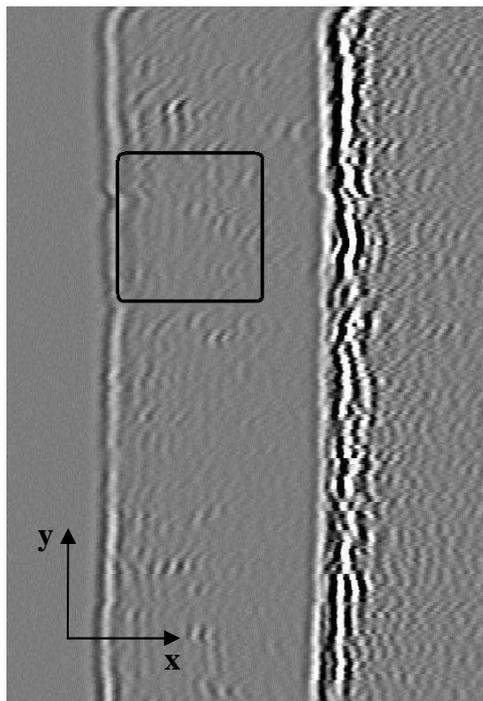
Foram feitas inspeções pela técnica TOFD em doze corpos de prova confeccionados em chapas de aço AISI 1020 com 20mm de espessura, 300mm de comprimento, chanfro em V com 50° de inclinação, distância de aproximadamente 2mm na raiz e soldados por processo de eletrodo revestido. Analisaram-se diferentes tipos de defeitos, como falta de fusão (FF), falta de penetração (FP), porosidade (PO), mordedura etc., inseridos nos corpos de prova durante o processo de soldagem, que geraram padrões de defeitos [MOURA, 2003]. Todos os sinais A-scan foram capturados com 512 pontos e as imagens formadas com uma resolução de 8 bit. Vale ressaltar que os ensaios foram realizados no Laboratório de Ensaio Não-Destrutivos (LABOEND) da Universidade Federal do Rio de Janeiro – UFRJ.

É importante mencionar que, em cada corpo de prova, inseriram-se diferentes tipos de descontinuidades e relativamente próximos (sobreposições de defeitos), tornando a avaliação mais criteriosa na escolha dos mesmos. Por conta disso foi necessário realizar cortes, com

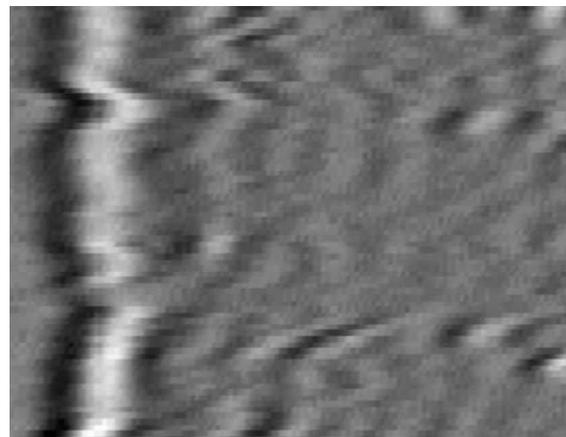
dimensão padronizada, em áreas portadoras de descontinuidades e formar grupos de defeitos. Para isso, utilizou-se de um algoritmo escrito em linguagem Matlab capaz de selecionar, em um único D-scan, somente a região portadora de um determinado defeito. Além disso, foram reconstruídas imagens em três dimensões (3D) a fim de avaliar melhor o tipo da descontinuidade a ser considerada nas análises.

Foram, dentre os TOFD realizados, reconstruídas novas 48 imagens D-scan (com suas matrizes de pixels) correspondentes a 9 defeitos por falta de fusão ($FF = [ff_i]$), 13 por falta de penetração ($FP = [fp_i]$), 11 por porosidade ($PO = [po_i]$), e 15 sem defeitos ($SD = [sd_i]$), formando-se, assim, a matriz de dados $M_{\text{tofd}} = [FF, FP, PO, SD]$.

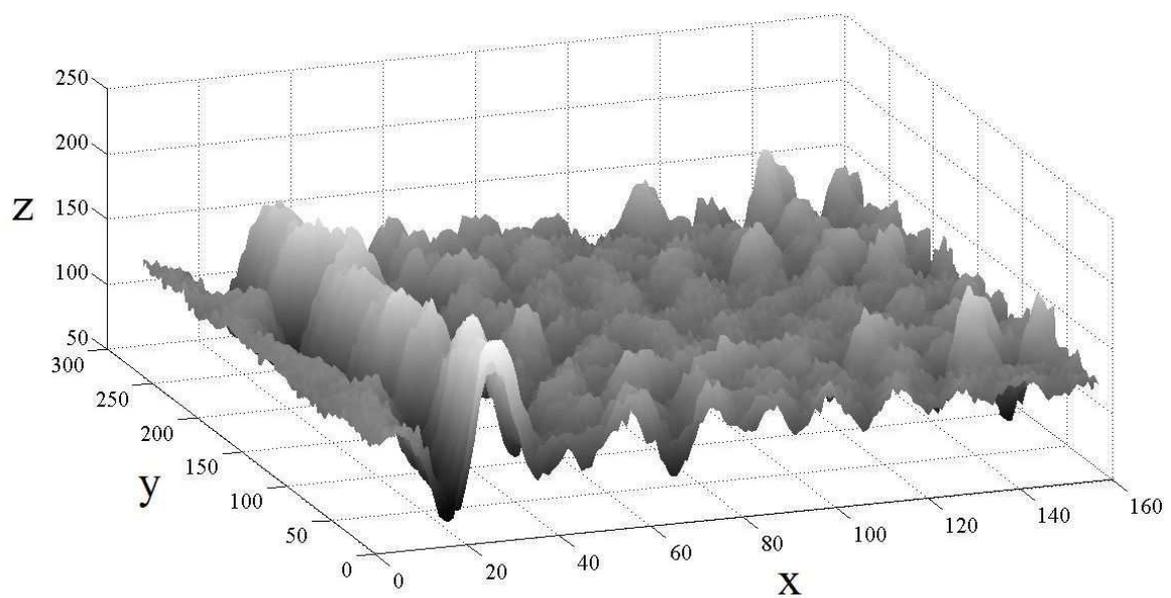
A seguir, apresentam-se algumas imagens D-scan (**figuras 3.7, 3.8 e 3.9**) de inspeções completas dos cordões de solda e as imagens D-scan e 3D dos três tipos diferentes de defeitos estudados correspondentes às regiões selecionadas.



(a)

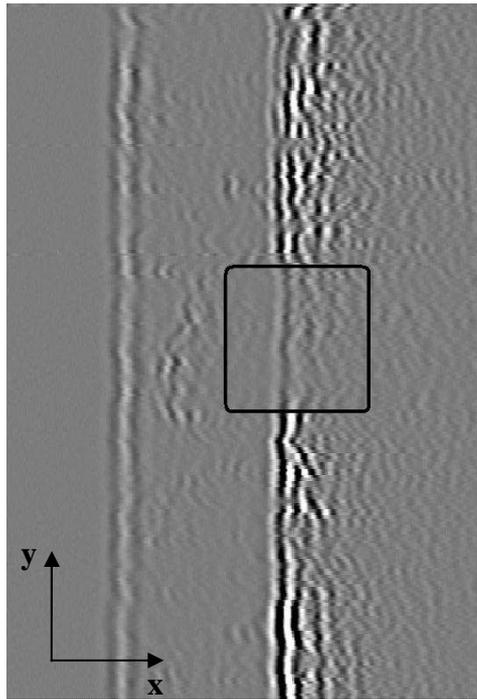


(b)

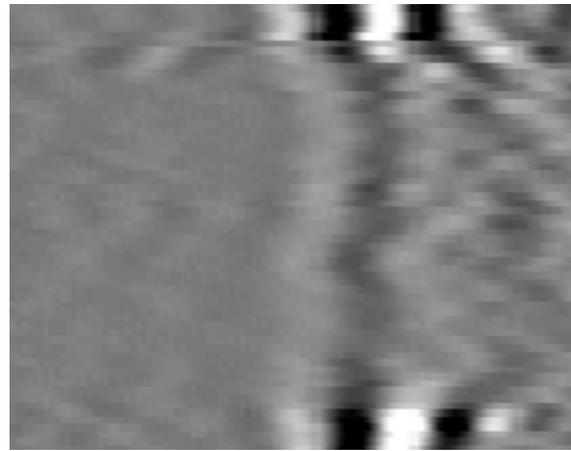


(c)

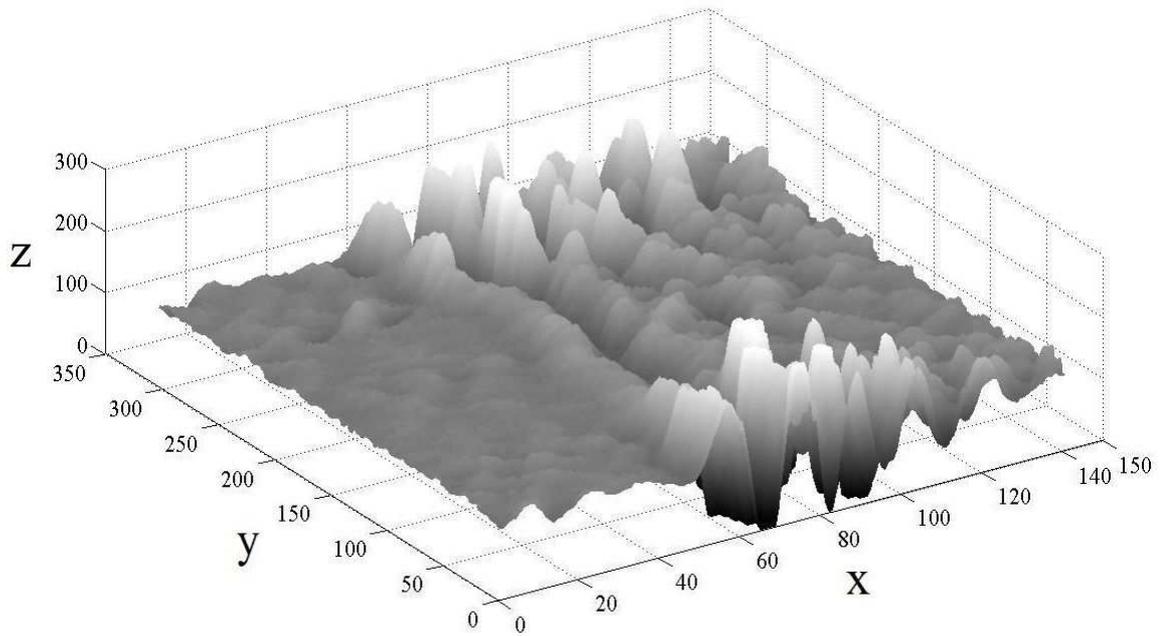
Figura 3.7: (a) imagem D-scan completa, (b) seleção de uma região com FF e (c) reconstrução em 3D da imagem recortada, onde ‘x’, ‘y’ e ‘z’ representam, respectivamente, o tempo de percurso da onda ou espessura da peça, a distância de inspeção e a amplitude do sinal A-scan.



(a)

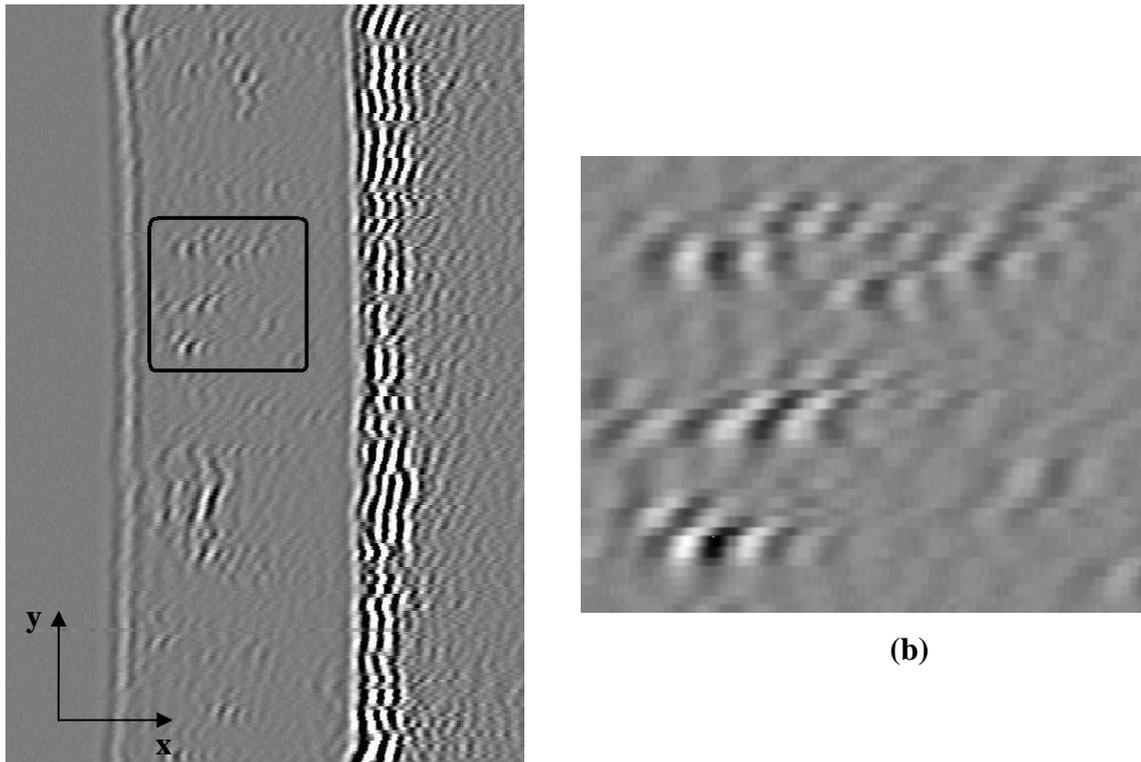


(b)



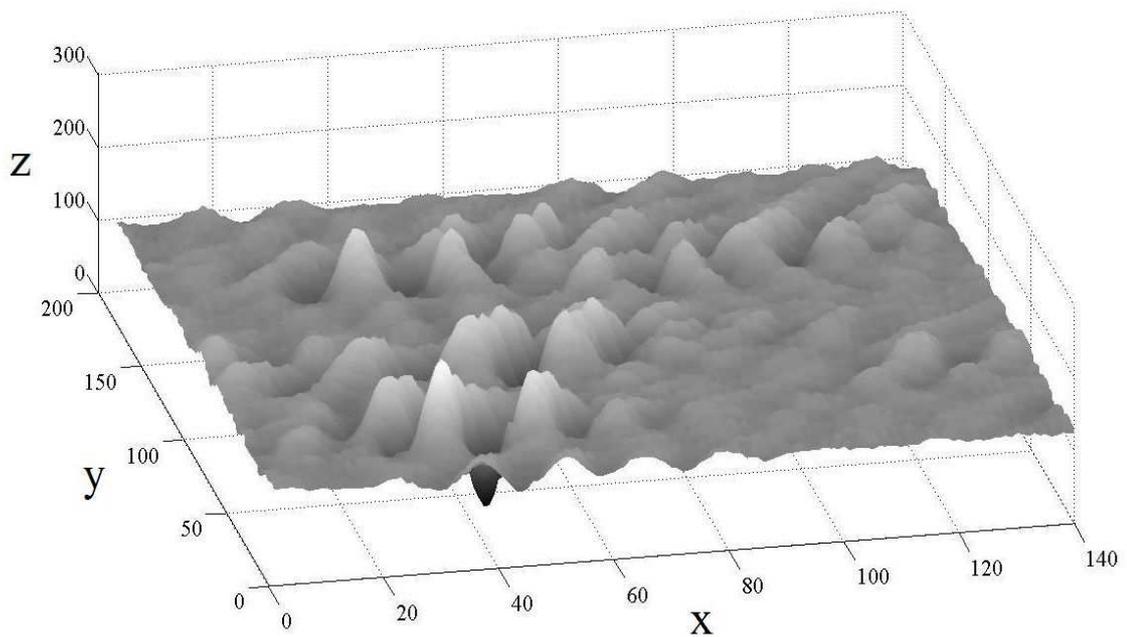
(c)

Figura 3.8: (a) imagem D-scan completa, (b) seleção de uma região com FP e (c) reconstrução em 3D da imagem recortada, onde 'x', 'y' e 'z' representam, respectivamente, o tempo de percurso da onda ou espessura da peça, a distância de inspeção e a amplitude do sinal A-scan.



(a)

(b)



(c)

Figura 3.9: (a) imagem D-scan completa, (b) seleção de uma região com FP e (c) reconstrução em 3D da imagem recortada, onde 'x', 'y' e 'z' representam, respectivamente, o tempo de percurso da onda ou espessura da peça, a distância de inspeção e a amplitude do sinal A-scan.

3.1.4. Ensaio Radiográfico Realizado Nas Chapas de Aço Carbono AISI 1020 Soldadas

As radiografias analógicas das juntas soldadas dos mesmos 12 corpos de prova, inspecionados pela técnica TOFD, foram digitalizadas através de um 'scanner' da marca UMAX, modelo Mirage II (3,0 densidade óptica máxima; 2000 dpi de resolução máxima em modo de transmissão). A resolução espacial e de profundidade empregadas foram de 500 dpi e de 8 bits (256 níveis). Cabe ressaltar que os ensaios radiográficos e a digitalização dos filmes foram realizados no Laboratório de Ensaio Não-Destrutivos (LABOEND) da Universidade Federal do Rio de Janeiro – UFRJ.

Em seguida essas imagens tiveram as regiões com defeitos extraídas com o mesmo algoritmo utilizado nas imagens D-scan. Assim, foram geradas novas 53 imagens (com suas matrizes de pixels) correspondentes a 5 defeitos por falta de fusão, 18 por falta de penetração, 20 por porosidade e 10 sem defeitos, formando-se, assim, a matriz de dados $M_{RX} = [FF, FP, PO, SD]$, análogo ao procedimento adotado para os dados de ultrassom (TOFD).

A fim de ilustrar a sobreposição das discontinuidades nos cordões de solda e a dificuldade encontrada nos cortes das regiões com defeitos únicos, são mostradas as **figuras 3.10 e 3.11** que ilustram a correlação do croqui do inspetor de solda com a imagem do filme de raio-X digitalizado.

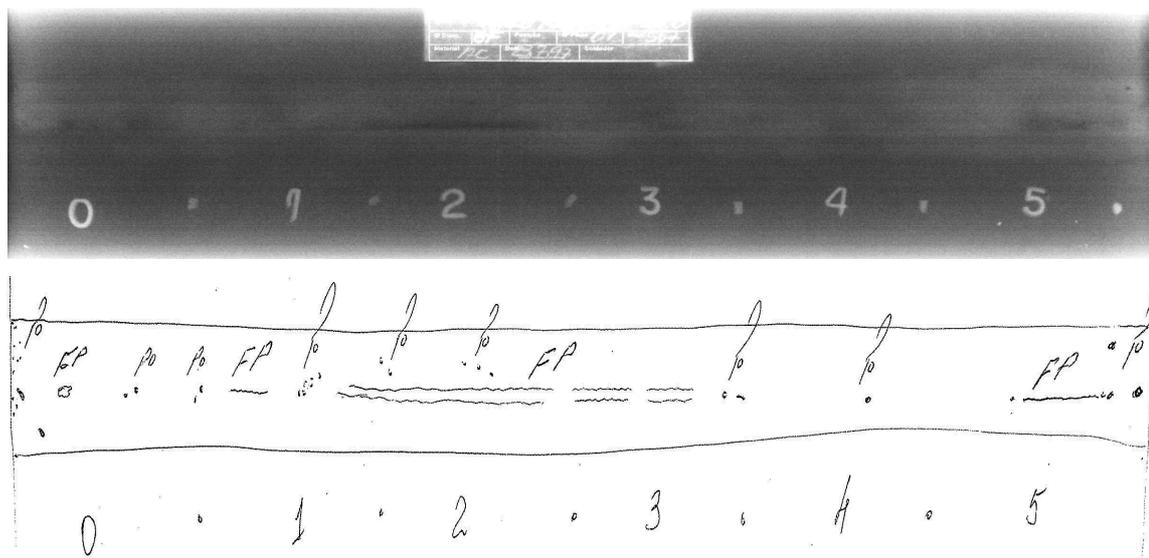


Figura 3.10: Correlação entre croqui e filme radiográfico digitalizado.

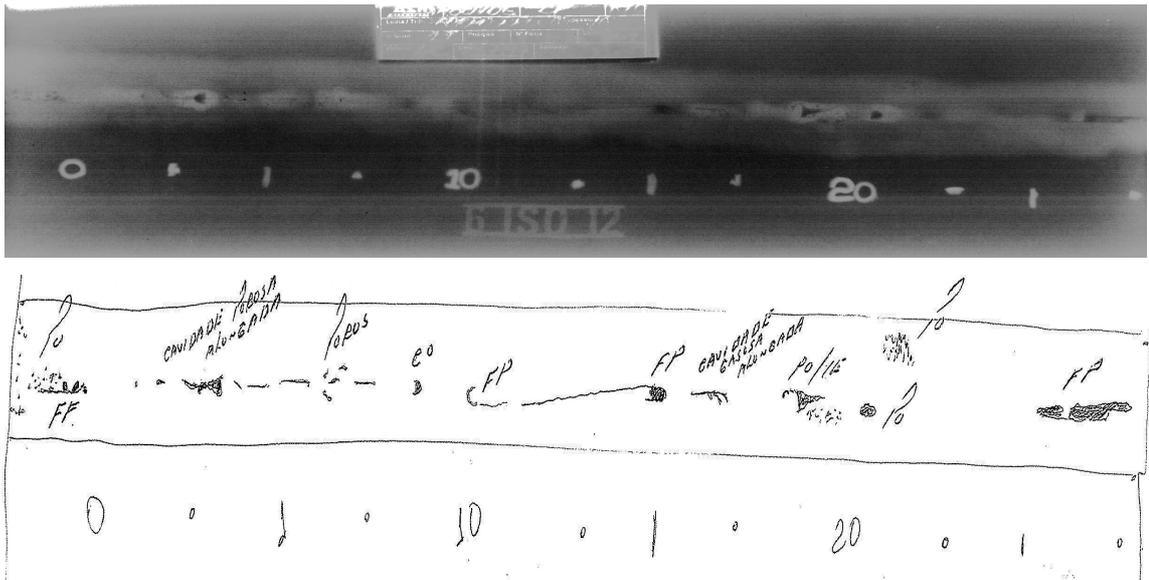


Figura 3.11: Correlação entre croqui e filme radiográfico digitalizado.

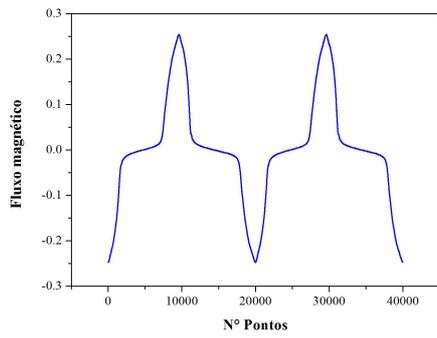
3.2. PROCESSAMENTO DOS DADOS

O processamento foi realizado em duas etapas diferentes, onde na primeira foi feito o pré-processamento dos dados. Nessa etapa foram obtidas as *flutuações estatísticas* dos diferentes sinais ou imagens por meio das análises de Hurst (RSA) e flutuação sem tendência (DFA), e as *dimensões fractais* através das análises fractais de cobertura mínima (MCA) e de contagem de caixas (BCA).

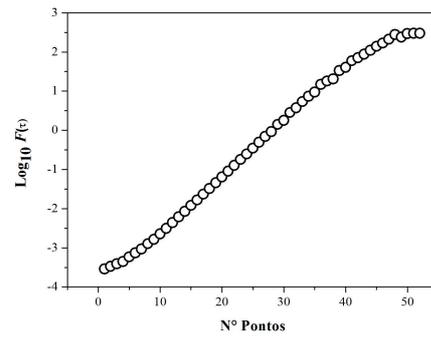
A segunda etapa consistiu em aplicar, sobre as curvas resultantes das análises estatísticas (DFA e RSA) e fractais (MCA e BCA), técnicas de classificação de padrões, como as análises de componentes principais (PCA) e transformação de Karhunen-Loève (KL). Nessa etapa o objetivo foi discriminar os diferentes padrões (características fractais) correspondentes às diversas transformações microestruturais [PADOVESE, 2010] e [SILVA, 2011] e aos defeitos de soldagem (falta de fusão, falta de penetração e porosidade). Nessa etapa uma segunda redução na dimensão dos vetores (DFA, RSA, MCA e BCA) é realizada com o processamento matemático. Os novos vetores são avaliados, principalmente graficamente, mediante a projeção das suas duas ou três primeiras principais componentes.

As **figuras 3.12, 3.13 e 3.14** ilustram as etapas de processamento para os tipos característicos de dados estudados: sinais (magnéticos e retroespalhados) e imagens (D-scan e Radiografias digitais).

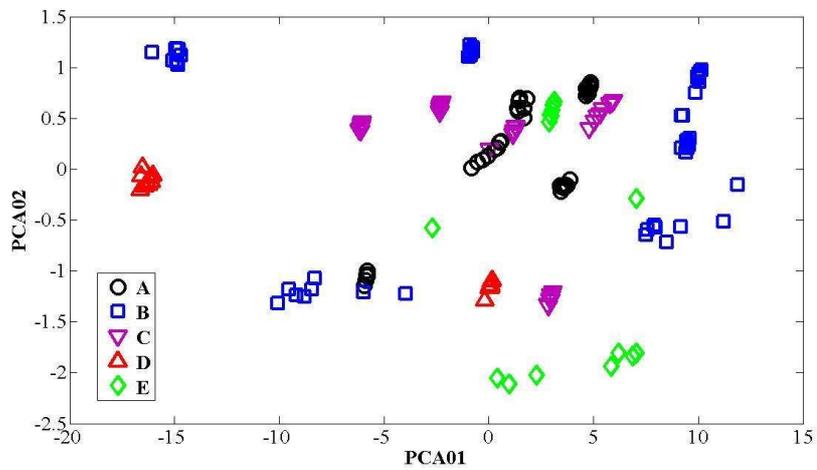
Na **figura 3.13** é ilustrada uma situação onde, na etapa de pré-processamento, são feitas combinações das análises, com o intuito de melhorar os rendimentos das técnicas classificadoras. No caso em questão, foi feita a concatenação das curvas das RSA, MCA, DFA e BCA (para os dados do RMB). Ressalta-se novamente a grande redução nos dados após o pré-processamento.



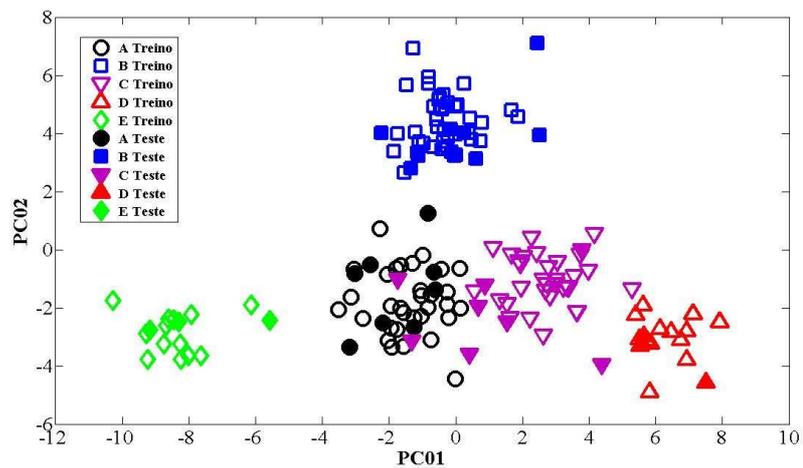
(a)



(b)

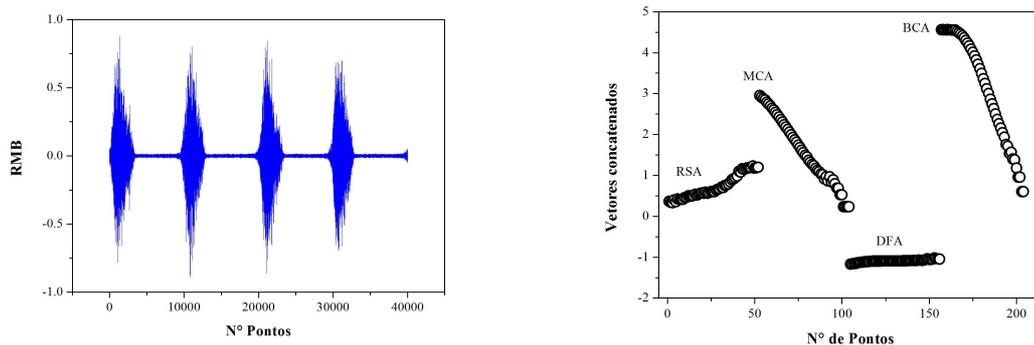


(c)

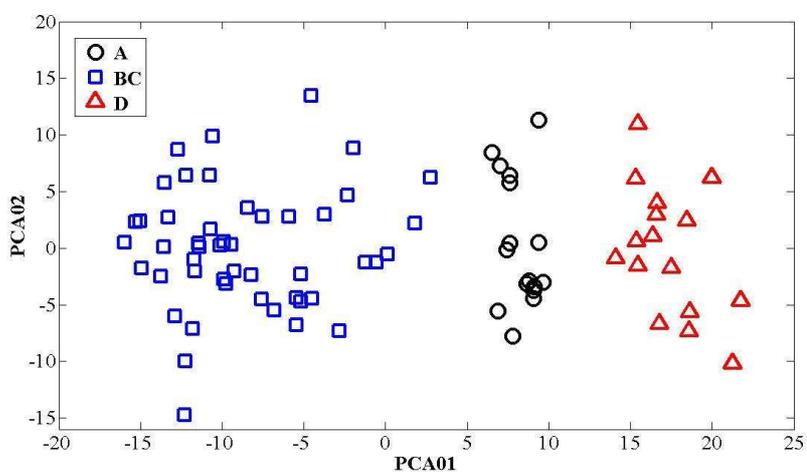


(d)

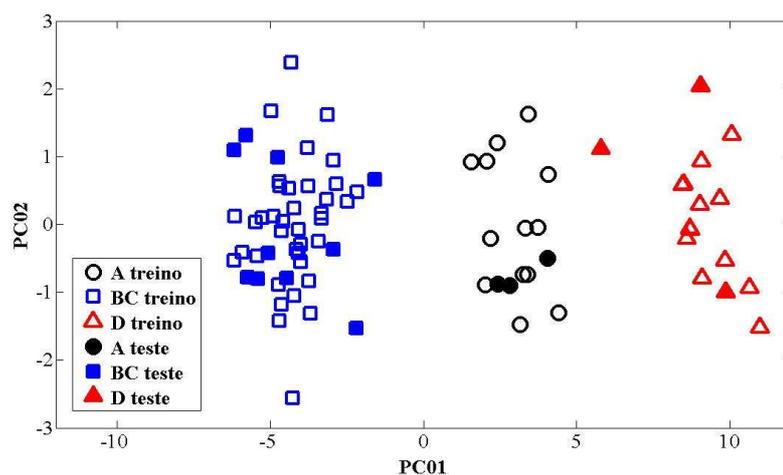
Figura 3.12: Etapas do processamento dos sinais, (a) sinal do fluxo magnético, (b) DFA do sinal do fluxo magnético (c) PCA da DFA e (d) KL da DFA.



(a) (b)



(c)



(d)

Figura 3.13: Etapas do processamento dos sinais, (a) sinal do RMB, (b) curvas concatenadas das análises estatísticas e fractais do sinal do RMB, (c) PCA das curvas concatenadas, (d) KL das curvas concatenadas.

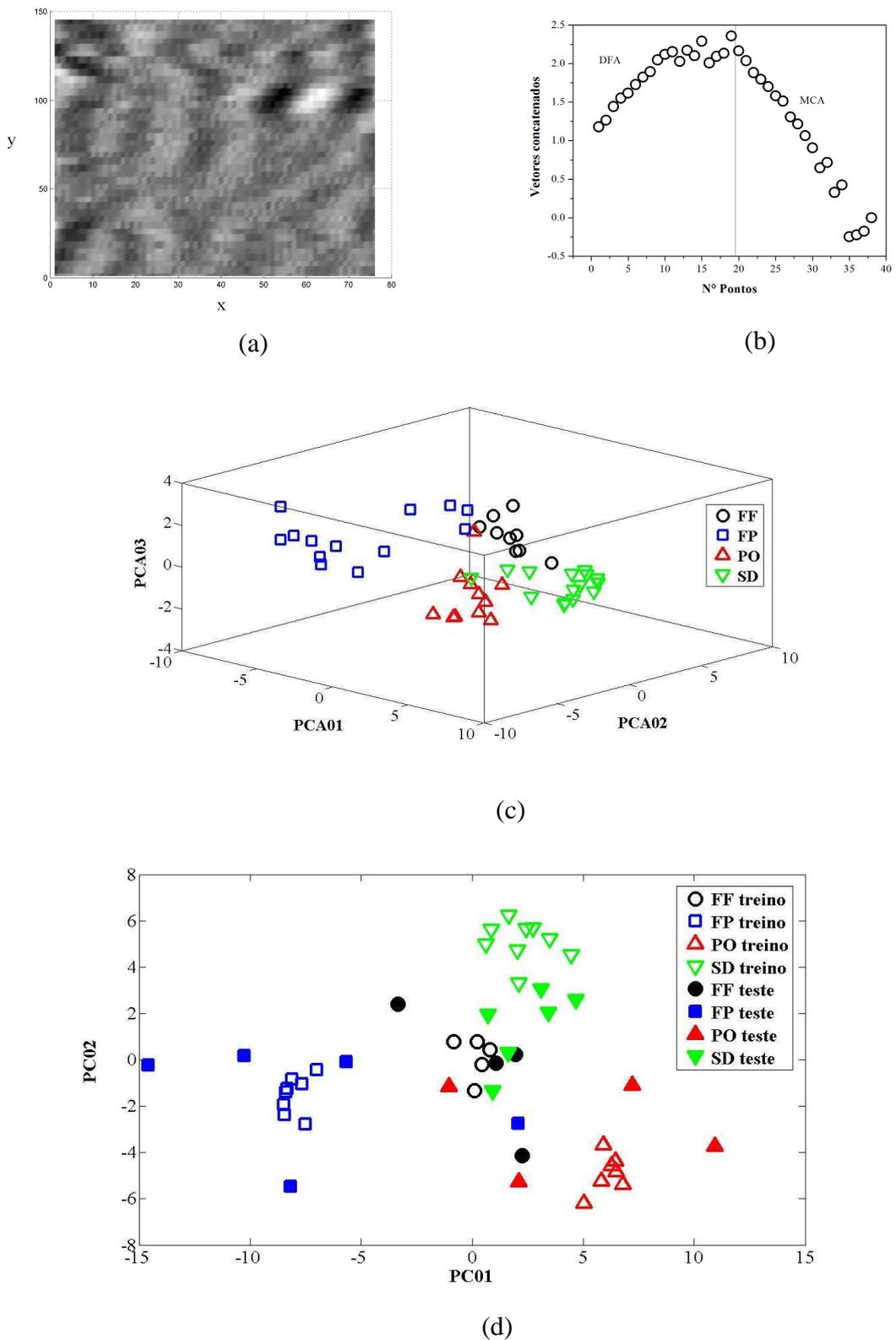


Figura 3.14: Etapas do processamento de imagens, (a) Imagem TOFD, (b) curvas concatenadas das DFA e MCA das imagens TOFD, (c) PCA das curvas concatenadas e (d) KL das curvas concatenadas.

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo, mostram-se, através de gráficos e tabelas, os resultados dos processamentos numéricos realizados nos dados obtidos dos ensaios ultrassônicos, magnético e radiográfico. Comparam-se as eficiências das técnicas de reconhecimento de padrões (PCA e KL) em função de cada tipo de análise estatística (DFA e RSA) e fractal (BCA e MCA) aplicada às matrizes de dados. Apontam-se os aumentos das taxas médias de sucesso obtidas através da PCA e KL quando determinadas combinações (concatenação das curvas) das análises estatísticas e fractais são consideradas.

4.1 ANÁLISES DOS DADOS OBTIDOS DAS AMOSTRAS DE AÇO CARBONO FERRÍTICO-PERLÍTICO

4.1.1 Análise Dos Dados Magnéticos

Para uma primeira análise, consideraram-se todos os 160 (40 A, 48 B, 40 C, 16 D e 16 E) sinais capturados e aplicou-se análise de componentes principais (PCA) sobre as curvas das análises fractais e estatísticas relativas aos sinais do ruído e do fluxo magnéticos de Barkhausen.

Em relação às análises dos dados do ruído magnético de Barkhausen (RMB), observou-se uma grande dispersão entre os grupos (classes ou estágios de degradação microestrutural) não sendo, portanto, capaz de uma separação entre as diferentes classes de microestruturas, conforme ilustrado nas **figuras 4.1 a 4.4** que indicam as projeções dos vetores das curvas das BCA, DFA, MCA e RSA dos sinais do ruído magnético de Barkhausen (RMB) ao longo do plano definido pelas duas primeiras principais componentes.

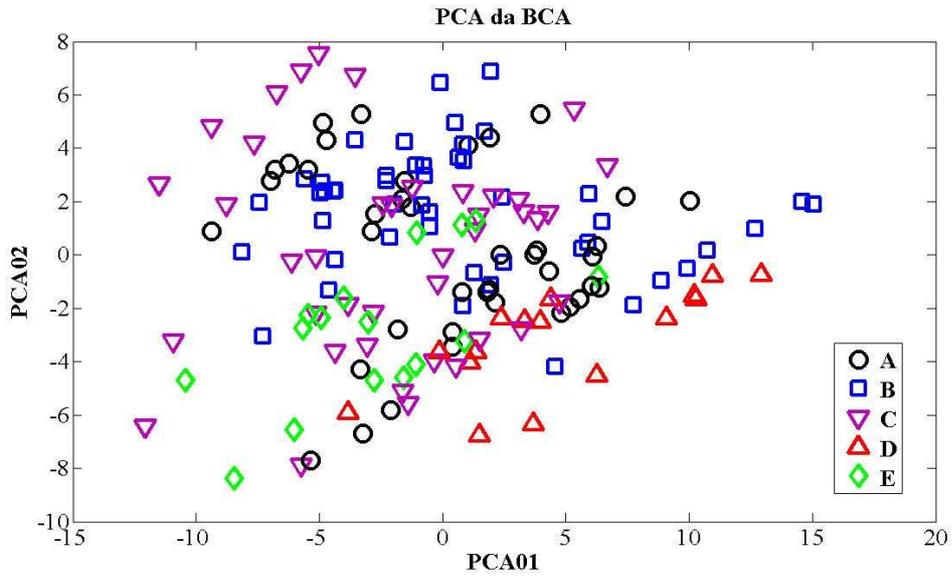


Figura 4.1: PCA aplicada às curvas das BCA do ruído magnético de Barkhausen.

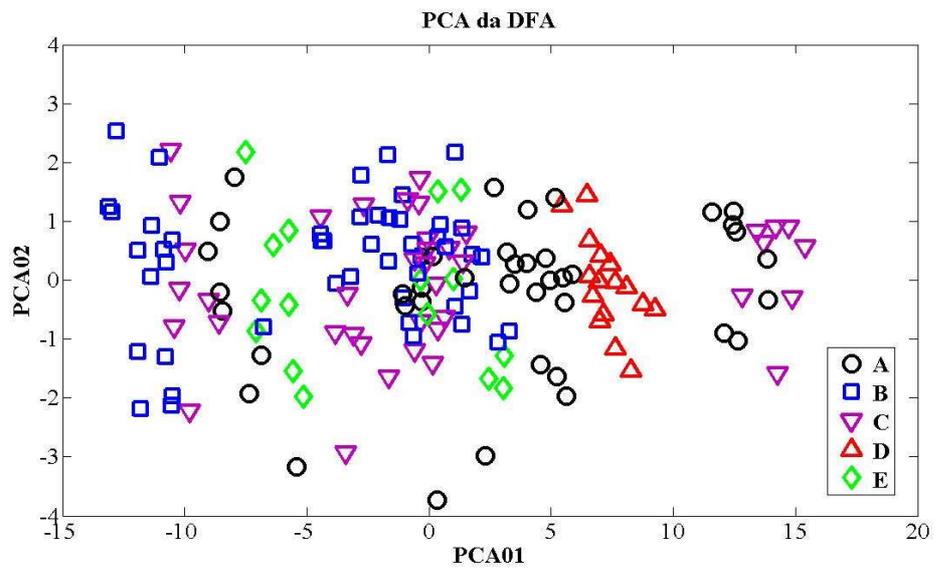


Figura 4.2: PCA aplicada às curvas das DFA do ruído magnético de Barkhausen.

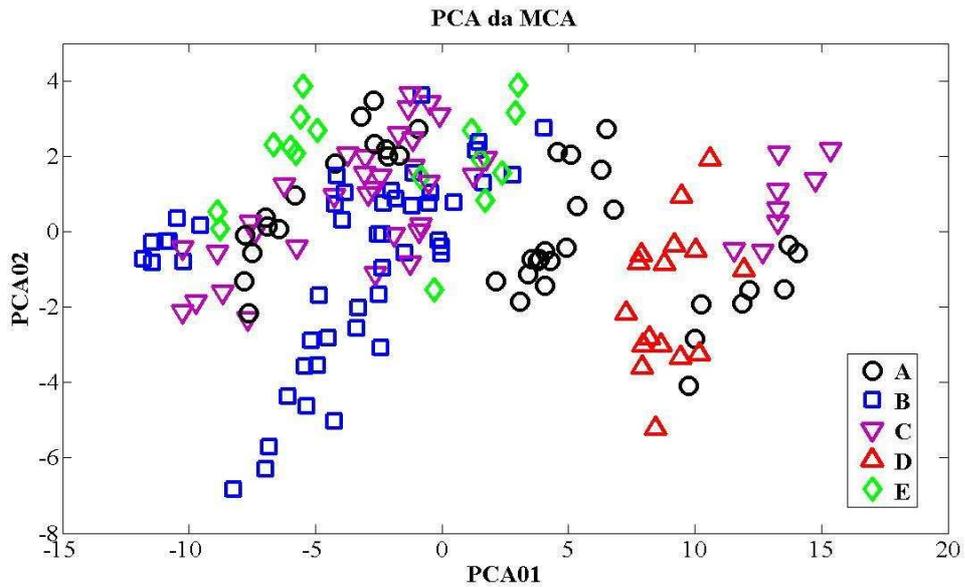


Figura 4.3: PCA aplicada às curvas das MCA do ruído magnético de Barkhausen.

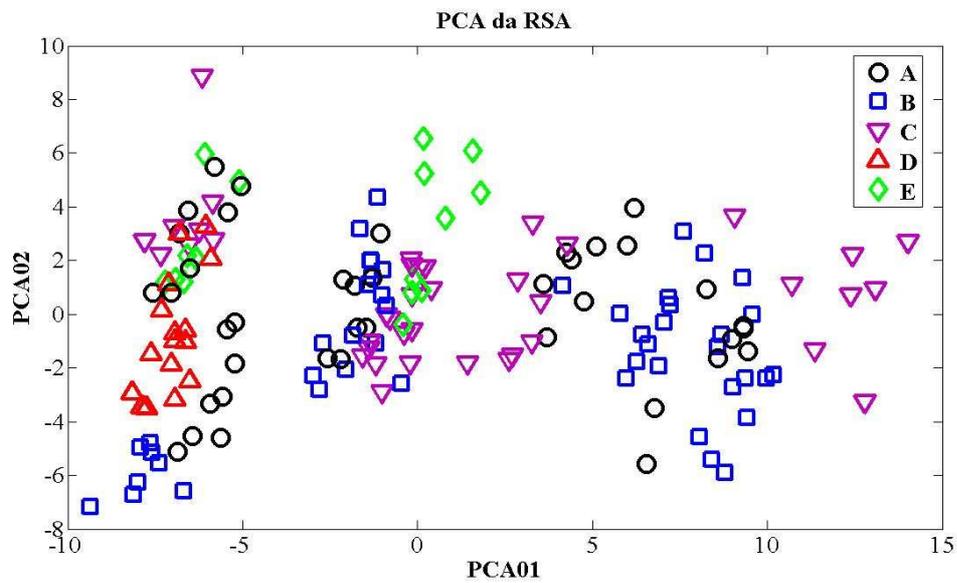


Figura 4.4: PCA aplicada às curvas das RSA do ruído magnético de Barkhausen.

Já a respeito das análises dos sinais do fluxo magnético, verificou-se além da grande dispersão, a tendência de formação de subgrupos bem distintos para uma mesma classe de microestrutura. Por exemplo, para a classe “D” (ao contrário do que se viu na análise do RMB), observou-se uma grande separação em dois subconjuntos, cada um relativo aos 8 (oito) sinais capturados em cada área superficial correspondentes às posições de análises metalográficas, conforme ilustrado nas **figuras 4.5 a 4.8** que indicam as projeções dos vetores

das curvas das BCA, DFA, MCA e RSA dos sinais do fluxo magnético de Barkhausen ao longo do plano definido pelas duas primeiras principais componentes.

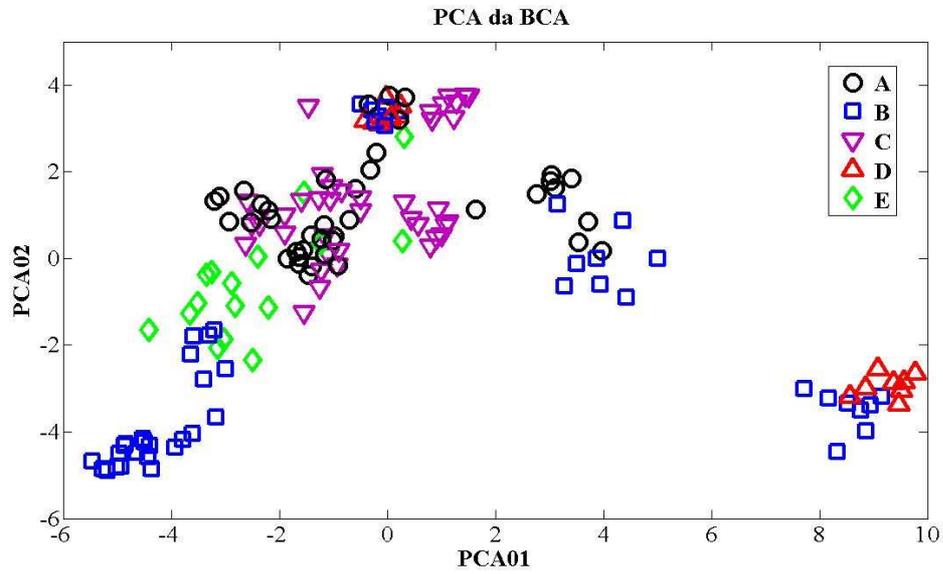


Figura 4.5: PCA aplicada às curvas das BCA do fluxo magnético de Barkhausen.

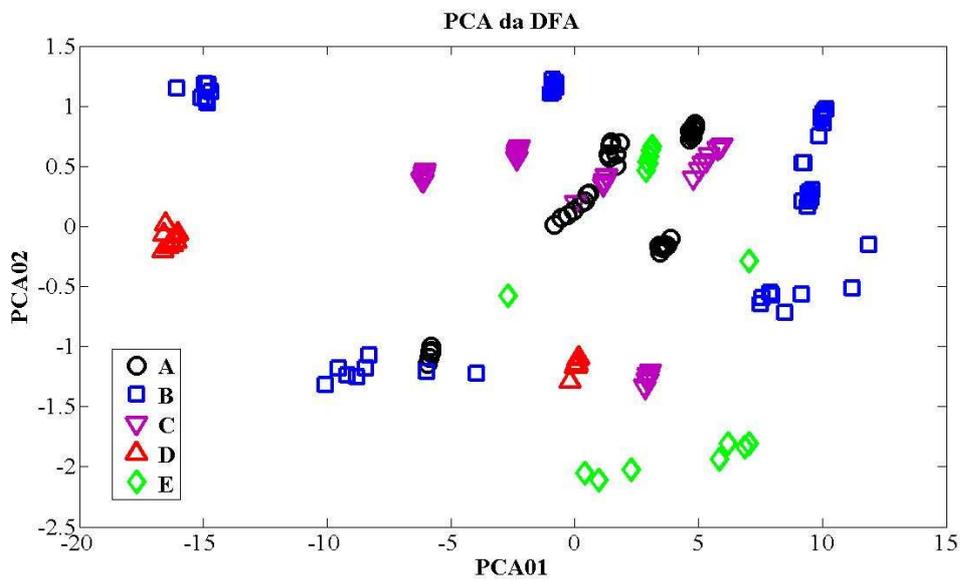


Figura 4.6: PCA aplicada às curvas das DFA do fluxo magnético de Barkhausen.

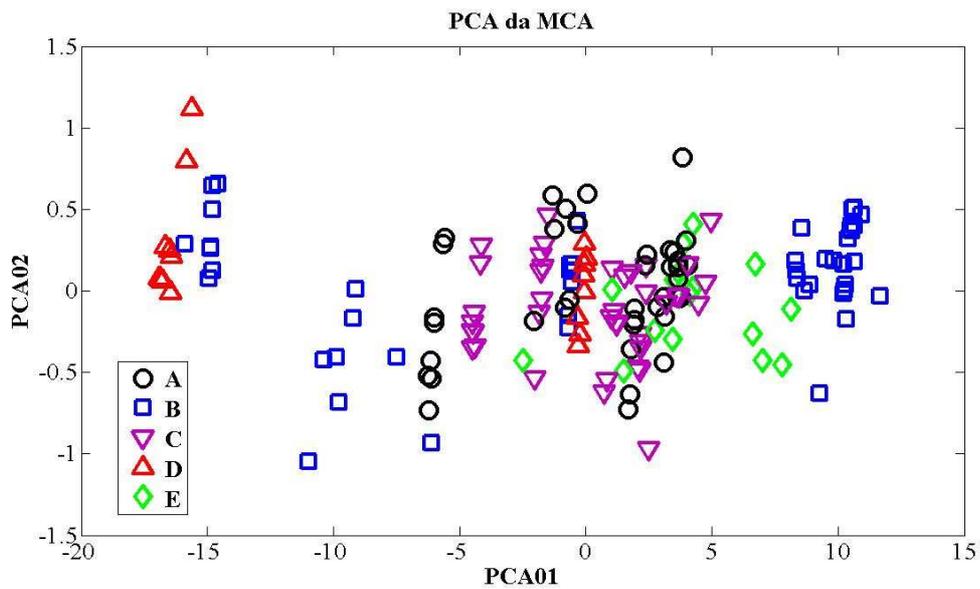


Figura 4.7: PCA aplicada às curvas das MCA do fluxo magnético de Barkhausen.

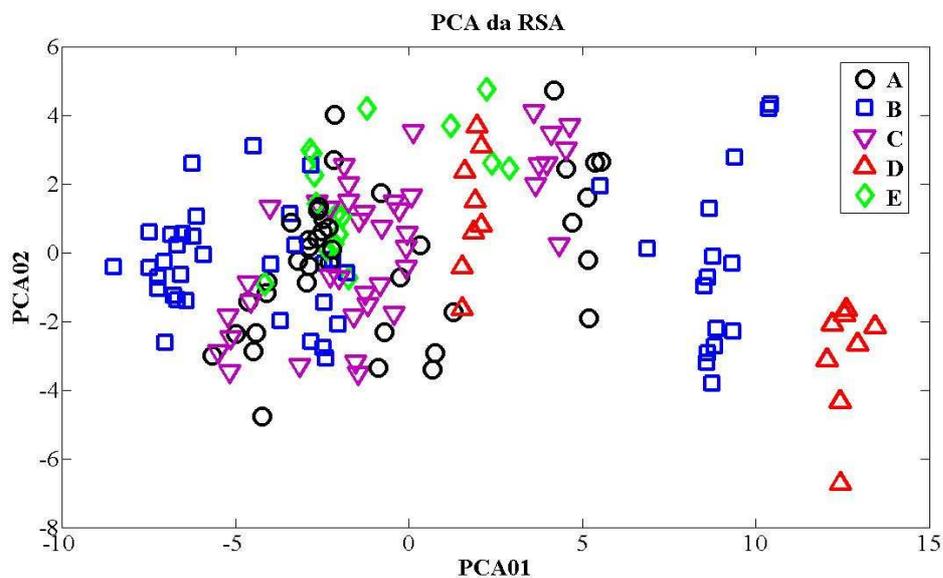


Figura 4.8: PCA aplicada às curvas das RSA do fluxo magnético de Barkhausen.

Com o intuito de verificar a grande dispersão entre os vetores de um mesmo grupo microestrutural, foi estudado, através da PCA, cada estágio de degradação separadamente. Dessa análise, verificou-se, para os sinais do RMB, uma grande aproximação das duas classes de degradação microestrutural B e C e identificaram-se quais os vetores ou os subgrupos de vetores mais dispersos, como por exemplo, o subgrupo microestrutural A já apontado através dos gráficos. Foram, então, escolhidos alguns subgrupos de cada classe e formada uma nova

matriz de vetores para os seguintes estágios: $A = [A2; A4]$; $BC = [B3; B4; B5, C1; C2; C5]$ e $D = [D1; D2]$.

Para os sinais do fluxo magnético foi feita a mesma análise, porém foram considerados quatro estágios diferentes e formada a seguinte matriz de dados: $A = [A1, A3; A4]$; $B = [B1; B3; B5]$; $C = [C1; C2; C3]$ e $E = [E1; E2]$.

Por fim, aplicou-se PCA sobre as novas matrizes de vetores $M_{\text{rmb}} = [A, BC, D]$, respectivamente, com 16, 48 e 16 vetores e $M_{\text{fluxo}} = [A, B, C, E]$, particularmente, com 24, 24, 24 e 16 vetores. As figuras 4.9 a 4.13 retratam os resultados para os dados do RMB e as figuras 4.14 a 4.18 para os dados do fluxo magnético.

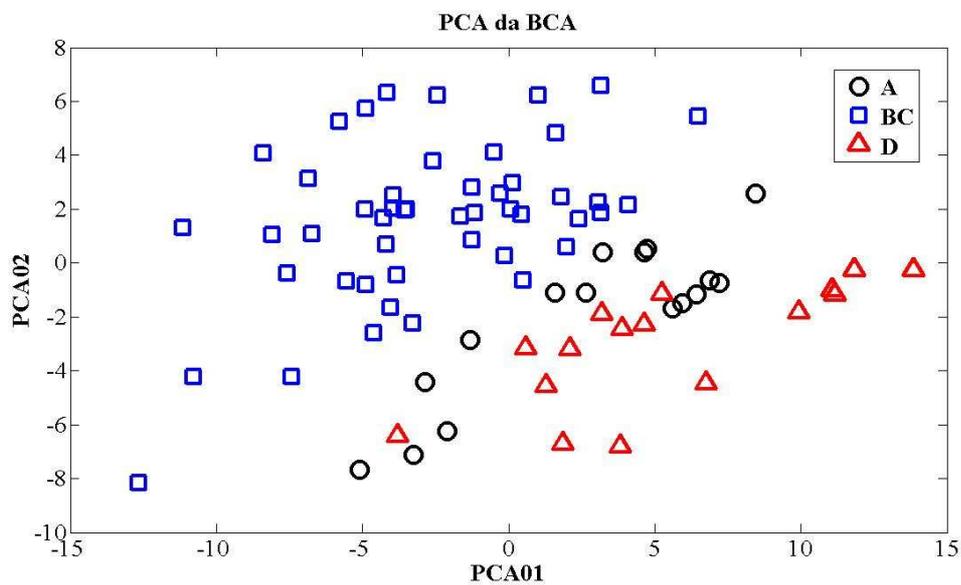


Figura 4.9: PCA aplicada às curvas das BCA do ruído magnético de Barkhausen.

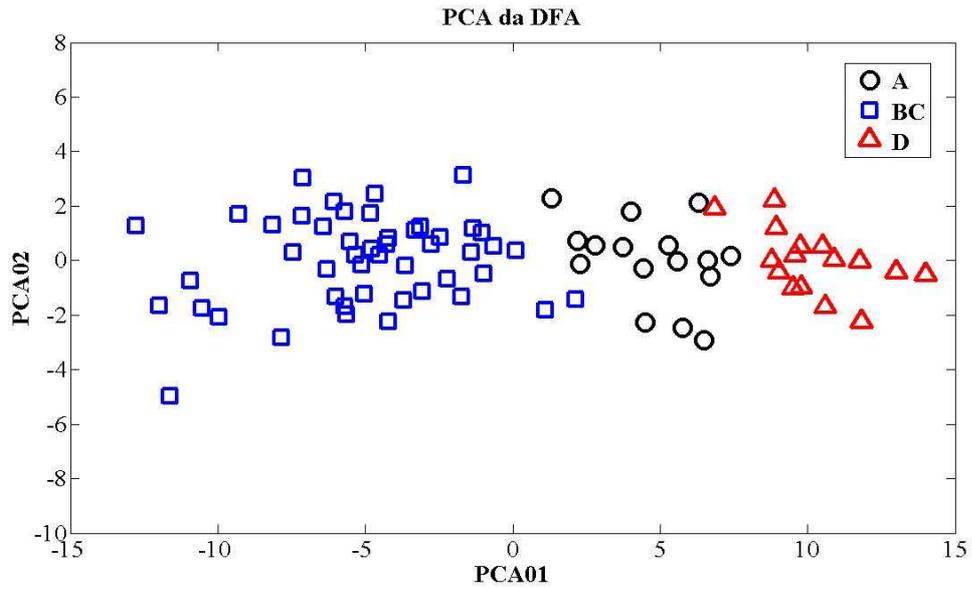


Figura 4.10: PCA aplicada às curvas das DFA do ruído magnético de Barkhausen.

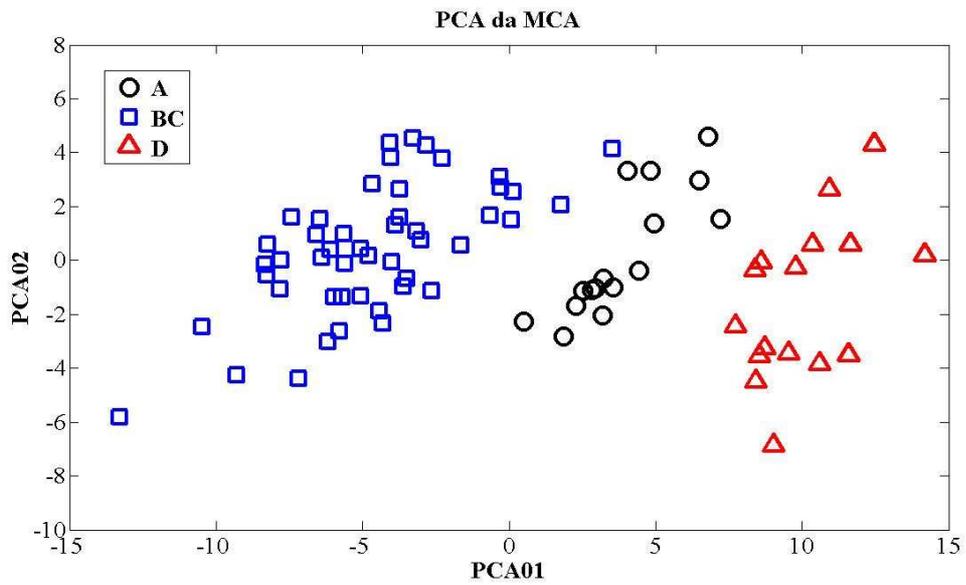


Figura 4.11: PCA aplicada às curvas das MCA do ruído magnético de Barkhausen.

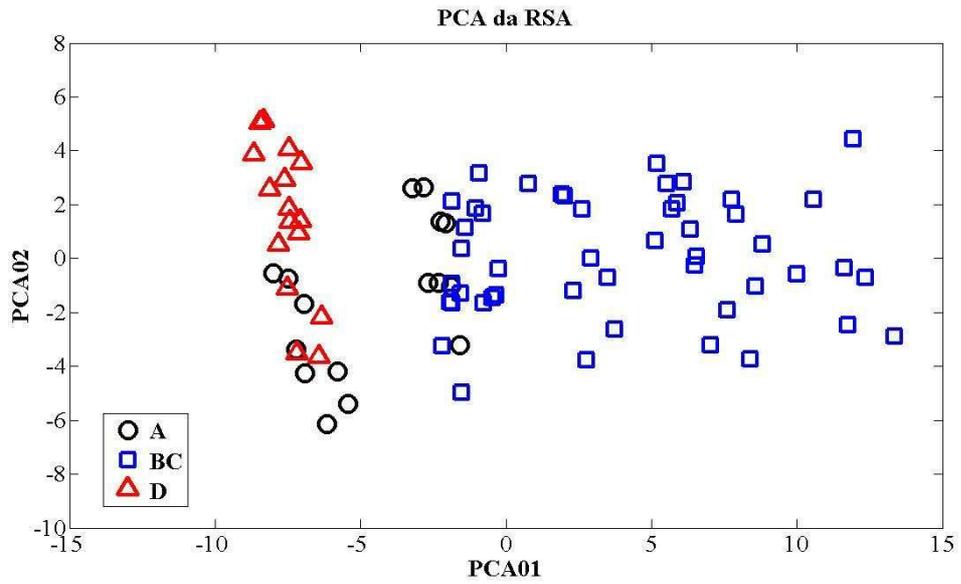


Figura 4.12: PCA das curvas das RSA do ruído magnético de Barkhausen.

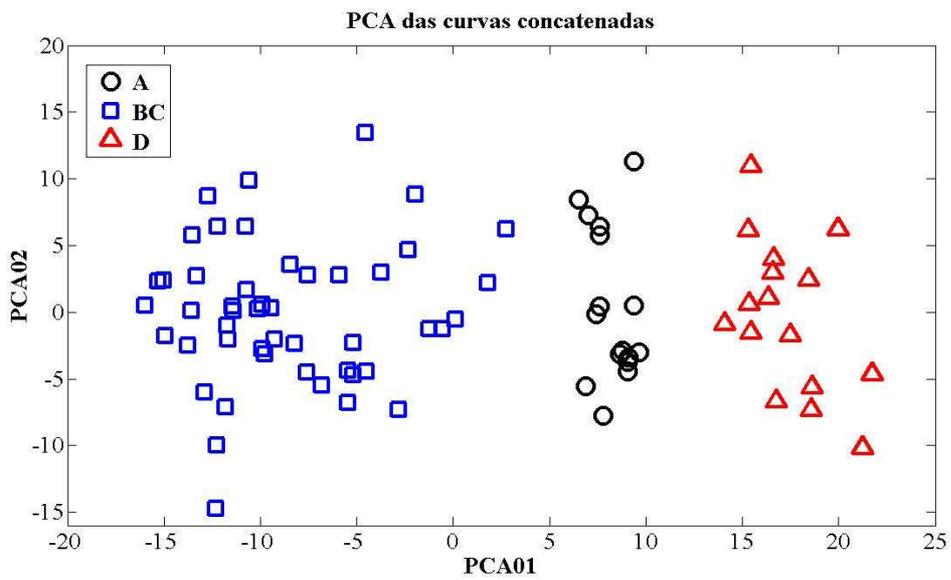


Figura 4.13: PCA aplicada às curvas de todas as análises concatenadas do ruído magnético de Barkhausen.

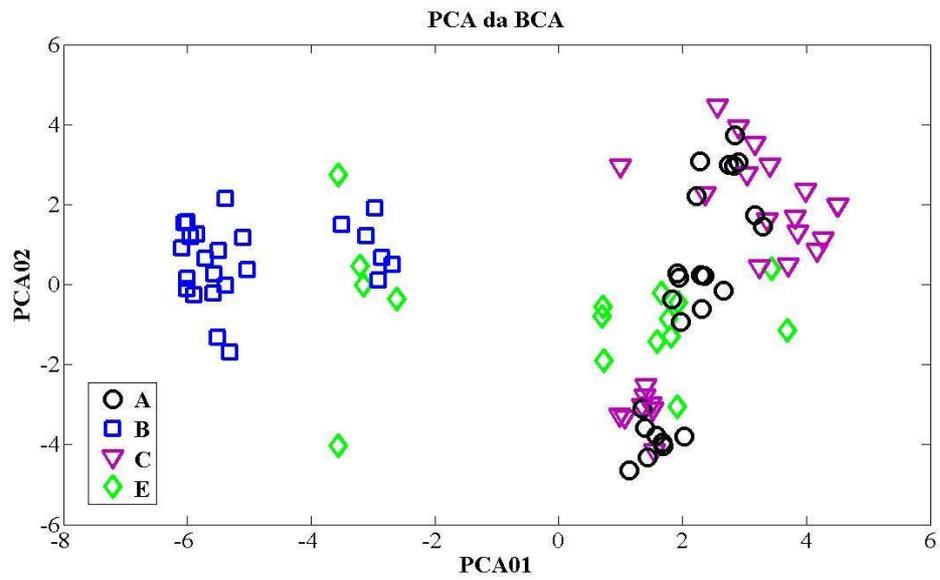


Figura 4.14: PCA aplicada às curvas das BCA do fluxo magnético de Barkhausen.

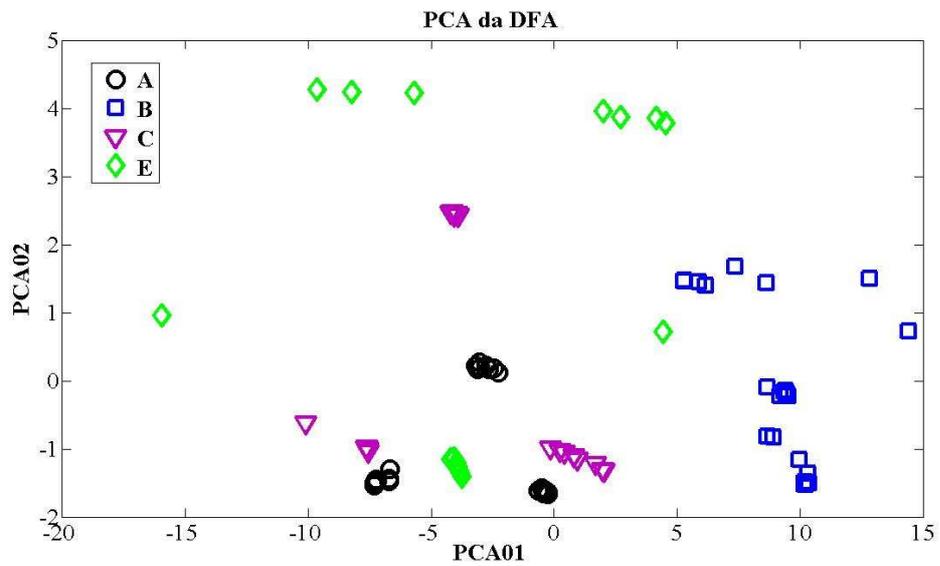


Figura 4.15: PCA aplicada às curvas das DFA do fluxo magnético de Barkhausen.

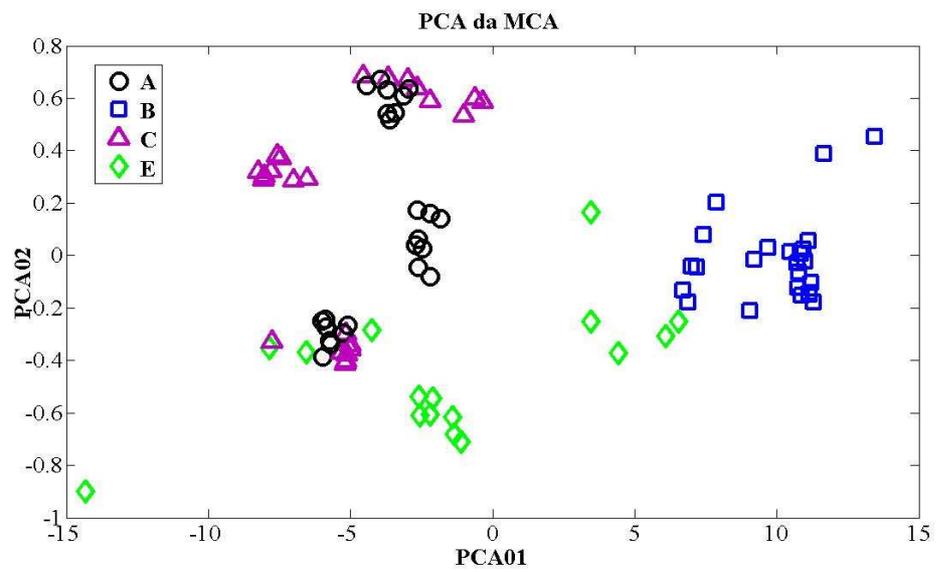


Figura 4.16: PCA aplicada às curvas das MCA do fluxo magnético de Barkhausen.

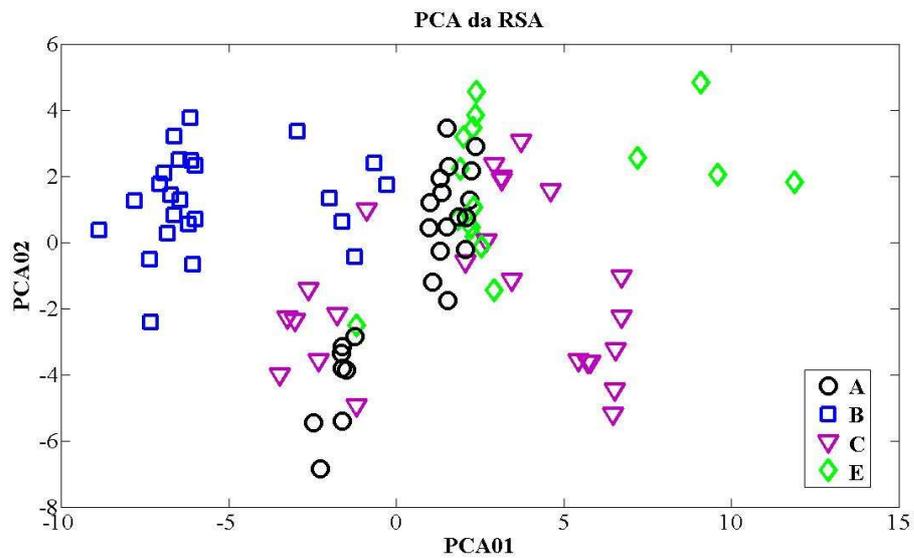


Figura 4.17: PCA aplicada às curvas das RSA do fluxo magnético de Barkhausen.

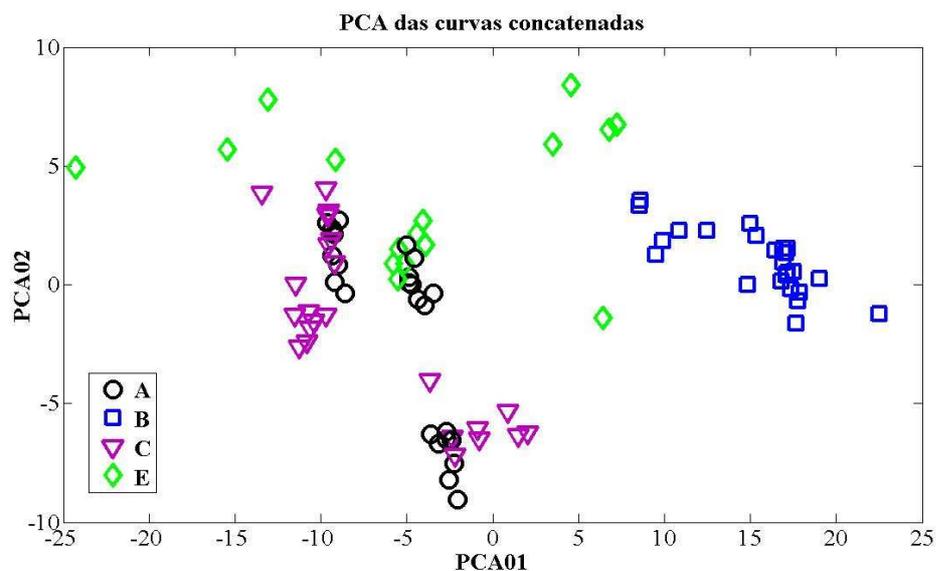


Figura 4.18: PCA aplicada às curvas de todas as análises concatenadas do fluxo magnético de Barkhausen.

A título de informação, a taxa de sucesso, em porcentagem, representada pela diagonal principal da matriz de confusão (ver tabela 4.1) é obtida considerando-se a razão entre a soma dos produtos do rendimento percentual de cada classe pelo número de vetores correspondente e soma dos vetores de todas as classes. Por exemplo, para a taxa de sucesso da PCA aplicada sobre a DFA dos dados de RMB (resultado ilustrado na figura 4.10), tem-se:
 Taxa de sucesso = $(100 \times 16 + 93,75 \times 48 + 93,75 \times 16) / (16 + 48 + 16) = (76/80) \times 100 = 95\%$.

TABELA 4.1: Matriz de confusão da PCA aplicada às curvas das DFA dos sinais do RMB.

Gabarito x Resultado	A	BC	D
A	100 [(16/16)x100]	0	0
BC	6,25 [(3/48)x100]	93,75 [(45/48)x100]	0
D	6,25 [(1/16)x100]	0	93,75 [(15/16)x100]
Percentual de classificação para cada classe = (resultado/gabarito)x100.			
Taxa de sucesso = 95%			

A tabela de confusão nos informa o rendimento percentual de classificação para cada classe representativa da matriz de dados em estudo. Por exemplo, para os 16 vetores do grupo A (linha 2 vs coluna 2), todos foram apontados pelo algoritmo como microestrutura **A**. Já para os 48 vetores da classe **BC** (linha 3 vs coluna 3), somente 45 foram classificados corretamente. No caso do grupo **D** (linha 4 vs coluna 4), somente um erro de classificação foi apontado. Em resumo, cada combinação de linha e coluna indica o número de vetores de uma classe “**confundidos**” como vetores de outra, ou seja, pertencentes ao mesmo grupo representativo.

Observou-se, portanto, que com a pré-seleção dos subgrupos, foi possível, através da aplicação da PCA sobre os dados das análises fractal (MCA) e de flutuação estatística (DFA), separar os 3 (três) estágios microestruturais A, BC e D para os dados do RMB, conforme ilustrado pelas **figuras 4.10 e 4.11**.

Cabe ressaltar que quando se concatenaram todas as curvas (vetores) de todas as análises dos sinais do RMB e aplicou-se PCA, obteve-se um melhor resultado, conforme **figura 4.13 e tabela 4.2**. Esse mesmo resultado foi antes verificado por VIEIRA (2008) utilizando a análise da Transformação de Karhunen-Loève na caracterização de defeitos de soldagem através de análises fractais de sinais ultrassônicos.

Em relação aos resultados das PCA para os dados do fluxo magnético, observou-se um rendimento limitado, conforme **tabela 4.3**, com taxa de sucesso máxima em torno de 72%, na condição de concatenação das curvas de todas as análises.

Portanto, com base nos resultados acima, percebeu-se que a aplicação de uma técnica que fosse capaz de supervisionar os dados seria mais adequada e eficiente na classificação dos dados. Assim, utilizou-se a técnica classificadora de padrão conhecida como Transformação de Karhunen Loève.

TABELA 4.2: Taxa de sucesso (%) obtida através da PCA aplicada às curvas das análises estatísticas e fractais do RMB para um (1) conjunto com 80 vetores.

RMB	BCA	DFA	MCA	RSA	Curvas concatenadas
Classe A	62,50	100	100	87,50	100
Classe BC	83,33	93,75	89,58	70,83	93,75
Classe D	56,25	93,75	100	81,25	100
Taxa	73,75	95,00	93,75	76,25	96,25
NOTA: O dado realçado refere-se à maior taxa.					

TABELA 4.3: Taxa de sucesso (%) obtida através da PCA aplicada às curvas das análises estatísticas e fractais dos sinais do fluxo magnético para um (1) conjunto com 88 vetores.

FLUXO	BCA	DFA	MCA	RSA	Curvas concatenadas
Classe A	58,33	66,67	45,83	87,50	100
Classe B	100	100	100	83,33	100
Classe C	54,17	33,33	70,83	41,67	37,50
Classe E	31,25	31,25	56,25	62,50	37,50
Taxa	63,64	60,23	69,32	69,32	71,59
NOTA: O dado realçado refere-se à maior taxa.					

No caso de uma técnica de classificação de padrão supervisionada, necessita-se de uma quantidade de dados suficiente para executar os treinamentos e testes dos vetores. Logo, para uma primeira avaliação, utilizaram-se 40 sinais para o grupo A [A1; A2; A3, A4; A5]; 88 para o grupo BC [B3; B4; B5; C1; C2; C5] e 16 para o D [D1; D2], totalizando 144 vetores. A **tabela 4.4** resume esse estudo.

No caso dos cálculos do KL, tem-se um valor médio para a taxa de sucesso que é correspondente ao número de conjuntos avaliados, ou seja, o número de vezes que cada classe de vetores escolhidos aleatoriamente em cada iteração é processada. Portanto, neste caso, a diagonal principal da matriz de confusão representa o rendimento percentual médio de

classificação para cada grupo. Para a matriz de dados com 144 vetores, conforme mencionada, consideraram-se 80% dos vetores para treinamento e o restante para teste, em 100 conjuntos avaliados. Tem-se, então, para cada conjunto formado aleatoriamente, uma matriz de dados com 32 A, 71 BC e 13 D vetores e outra com 8A, 17 BC e 3D vetores, relativos às porcentagens consideradas nas etapas de treinamento e teste, respectivamente.

TABELA 4.4: Taxa média de sucesso (%) obtida através da KL aplicada às curvas das análises estatísticas e fractais dos sinais magnéticos para 100 conjuntos com 144 vetores (80% para treino e 20% para teste).

Fluxo / Treino	BCA	DFA	MCA	RSA	Curvas concatenadas
Classe A	97,53	100	95,06	99,66	100
Classe BC	95,69	99,56	89,80	98,59	100
Classe D	100	100	100	100	100
Taxa média	96,68	99,73	92,39	99,04	100
Fluxo / Teste	BCA	DFA	MCA	RSA	Curvas concatenadas
Classe A	86,75	91,75	64,50	84,00	73,50
Classe BC	82,50	92,17	68,00	82,89	74,44
Classe D	99,00	99,00	92,33	94,67	100
Taxa média	85,51	92,81	69,73	84,51	77,02
RMB / Treino	BCA	DFA	MCA	RSA	Curvas concatenadas
Classe A	87,00	83,69	93,44	84,16	100
Classe BC	90,71	81,10	88,11	84,24	100
Classe D	96,15	98,31	97,92	99,00	100
Taxa média	90,28	83,73	90,68	85,86	100
RMB / Teste	BCA	DFA	MCA	RSA	Curvas concatenadas
Classe A	52,00	41,88	49,25	32,00	74,75
Classe BC	66,39	46,00	55,22	51,17	76,39
Classe D	60,33	70,33	42,00	48,33	99,00
Taxa média	61,72	47,56	52,09	45,53	78,45
NOTA: Os dados realçados referem-se às maiores taxas médias no treino e teste.					

Com base na **tabela 4.4**, verifica-se, que a taxa média, para as análises dos dados do RMB no treino e teste, é melhor com os vetores concatenados de todas as análises. Já no caso dos dados do fluxo, a taxa média é melhor com todos os vetores concatenados no treino e melhor com a DFA no teste.

As **figuras 4.19 a 4.23**, geradas a partir do processamento dos dados, ilustram melhor as análises. Cabe ressaltar que essas figuras ilustram o rendimento da técnica KL para um único conjunto de vetores sorteados aleatoriamente. Já no caso das tabelas, tem-se a taxa média, conforme já explicado matematicamente por meio da **tabela 4.1**, considerando todos os conjuntos sorteados. Cabe ressaltar que nem sempre a projeção dos vetores ao longo do plano definido pelas duas primeiras componentes principais corresponde ao resultado matemático do classificador, às vezes é necessário considerar a terceira componente.

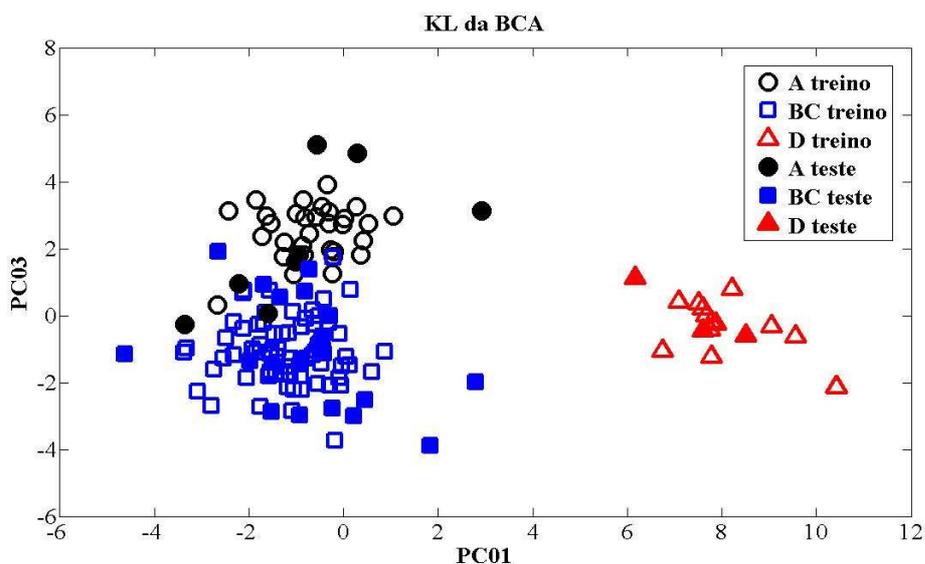


Figura 4.19: KL aplicada às curvas das BCA do fluxo magnético de Barkhausen.

Nota: Os símbolos vazios representam os vetores treinados e os cheios os vetores testados.

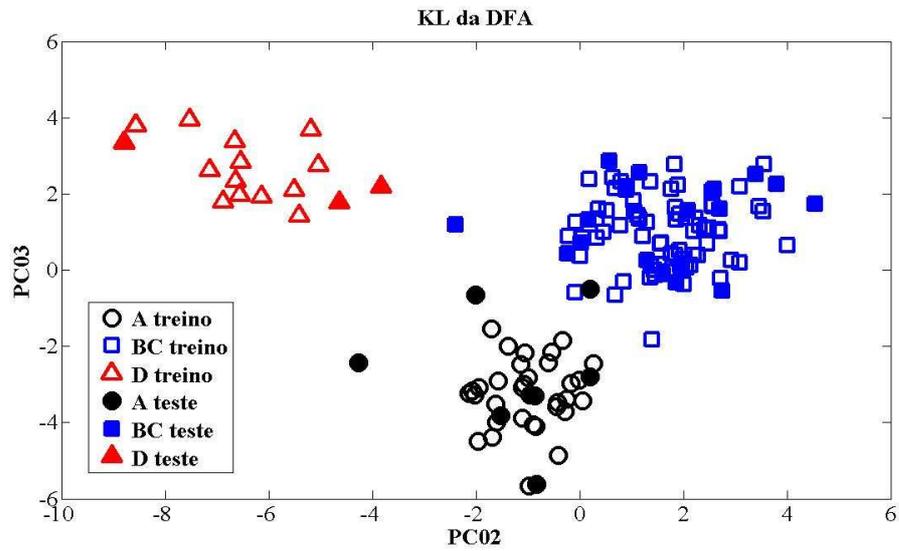


Figura 4.20: KL aplicada às curvas das DFA do fluxo magnético de Barkhausen.

Nota: Os símbolos vazios representam os vetores treinados e os cheios os vetores testados.

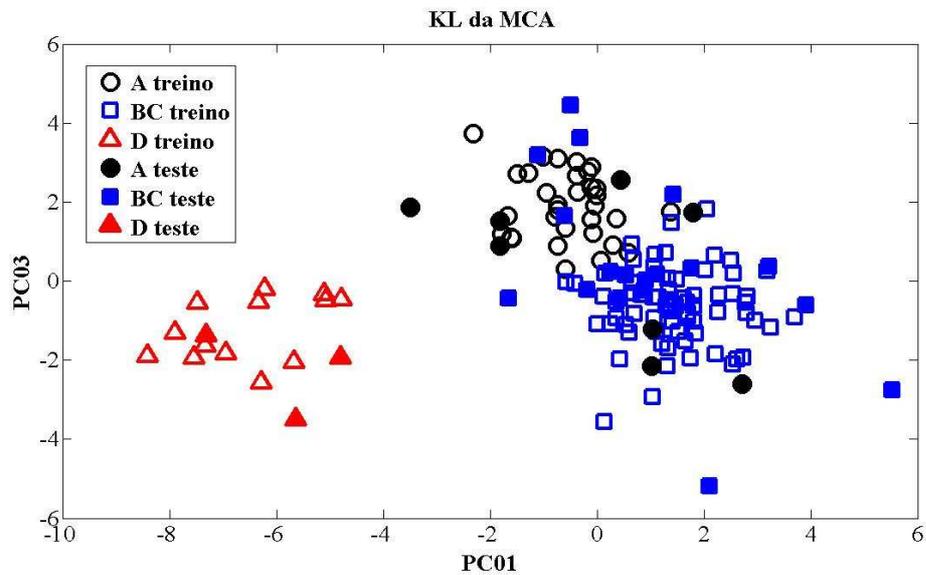


Figura 4.21: KL aplicada às curvas das MCA do fluxo magnético de Barkhausen.

Nota: Os símbolos vazios representam os vetores treinados e os cheios os vetores testados.

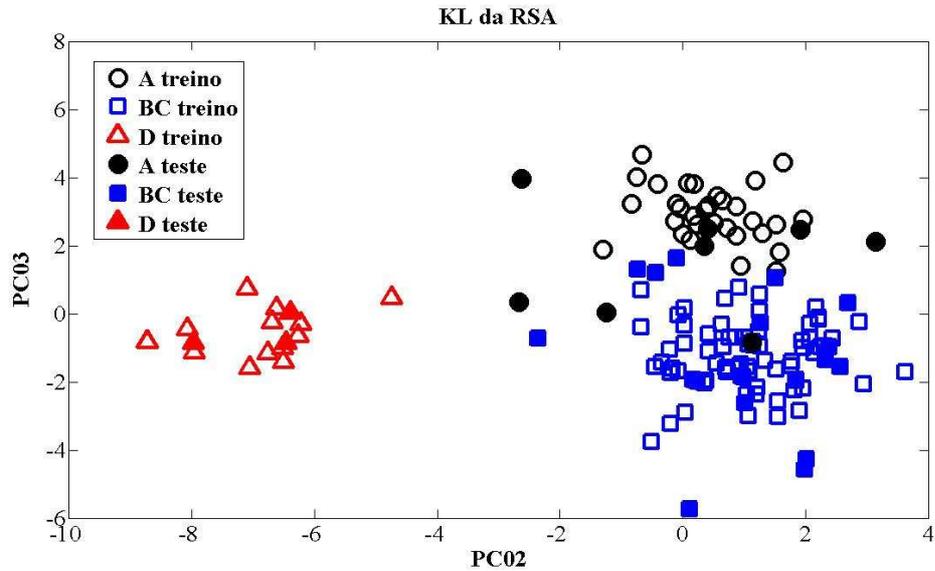


Figura 4.22: KL aplicada às curvas das RSA do fluxo magnético de Barkhausen.

Nota: Os símbolos vazios representam os vetores treinados e os cheios os vetores testados.

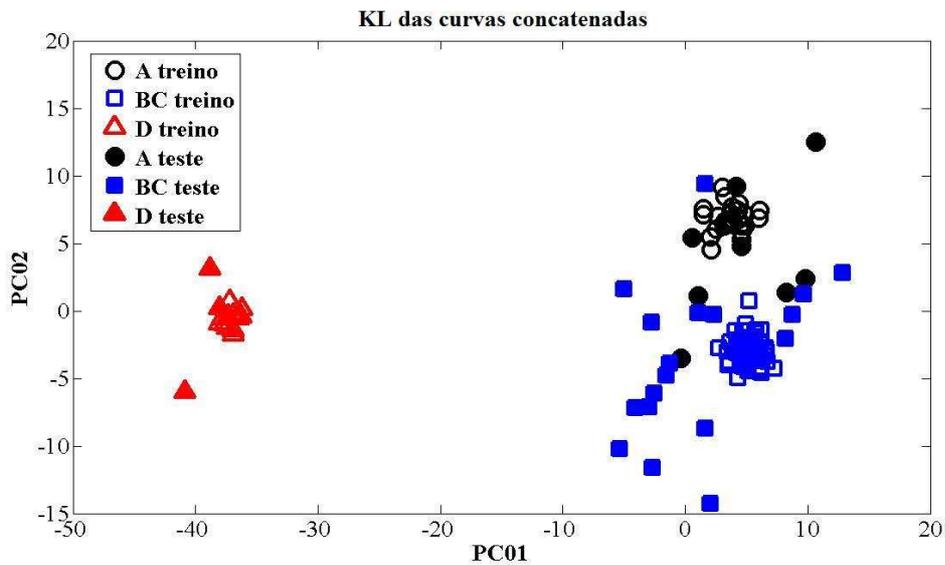


Figura 4.23: KL das curvas de todas as análises concatenadas do RMB.

Nota: Os símbolos vazios representam os vetores treinados e os cheios os vetores testados.

Em seguida são apresentadas novas tabelas para os cálculos sobre as matrizes de dados de todos os 160 vetores formados nos ensaios magnéticos de Barkhausen. Primeiramente, são mostrados os resultados para todos os vetores, porém considerando os estágios microestruturais B e C como únicos. E em seguida, apresentam-se as análises para todos os

vetores sem nenhuma restrição, ou seja, os grupos de vetores A, B, C, D e E são tidos como de microestruturas diferentes.

A tabela 4.5 resume as análises sobre todos os dados magnéticos, ou seja, 160 vetores referentes aos sinais do fluxo magnético e 160 vetores correspondentes aos sinais do ruído magnético de Barkhausen (RMB), porém, considerando os grupos 'B' e 'C' pertencentes ao mesmo estágio de degradação.

TABELA 4.5: Taxa média (%) de sucesso obtida através da KL aplicada às curvas das análises estatísticas e fractais dos sinais magnéticos (fluxo e RMB) para 100 conjuntos com 160 vetores (80% para treino e 20% para teste).

Fluxo / Treino	BCA	DFA	MCA	RSA	Curvas concatenadas
Classe A	97,72	100	95,37	99,41	100
Classe BC	94,87	99,57	87,99	96,33	100
Classe D	100	100	100	100	100
Classe E	100	100	100	100	100
Taxa média	96,61	99,76	92,24	97,83	100
Fluxo / Teste	BCA	DFA	MCA	RSA	Curvas concatenadas
Classe A	85,25	92,50	69,25	81,50	82,63
Classe BC	80,11	91,22	66,50	79,78	78,83
Classe D	100	100	94,67	96,00	95,67
Classe E	76,00	93,67	71,67	73,67	74,67
Taxa média	82,97	92,66	70,52	81,22	81,05
RMB / Treino	BCA	DFA	MCA	RSA	Curvas concatenadas
Classe A	83,28	81,03	89,62	76,94	99,88
Classe BC	89,43	78,86	84,87	80,93	99,97
Classe D	96,85	96,46	98,00	98,15	100
Classe E	99,69	91,38	100	96,00	100
Taxa média	89,66	82,41	88,88	83,16	99,95
RMB / Teste	BCA	DFA	MCA	RSA	Curvas concatenadas
Classe A	47,75	40,75	41,75	28,88	42,13
Classe BC	62,67	51,17	52,61	49,22	51,00
Classe D	54,67	66,67	41,33	55,00	48,67
Classe E	76,33	50,67	82,00	69,67	85,00
Taxa média	59,51	50,07	51,71	46,76	51,95
NOTA: Os dados realçados referem-se às maiores taxas médias no treino e teste.					

Por meio da **tabela 4.5**, verifica-se também que a taxa média é melhor para DFA, para os dados do fluxo magnético, no treino e teste. Já com relação aos dados do RMB, nota-se um decréscimo acentuado na taxa média, no teste, quando as curvas de todas as análises são concatenadas, comparativamente ao resultado encontrado com apenas 144 vetores.

A **figura 4.24** indica o grande desempenho do classificador KL quando se considera os dados da DFA do fluxo magnético. Mais uma vez, afirma-se que a figura em questão é uma apresentação da classificação KL para apenas uma iteração (um conjunto de vetores), e que os pontos ilustrados na figura se referem ao valor da taxa de acerto para cada vetor treinado e testado.

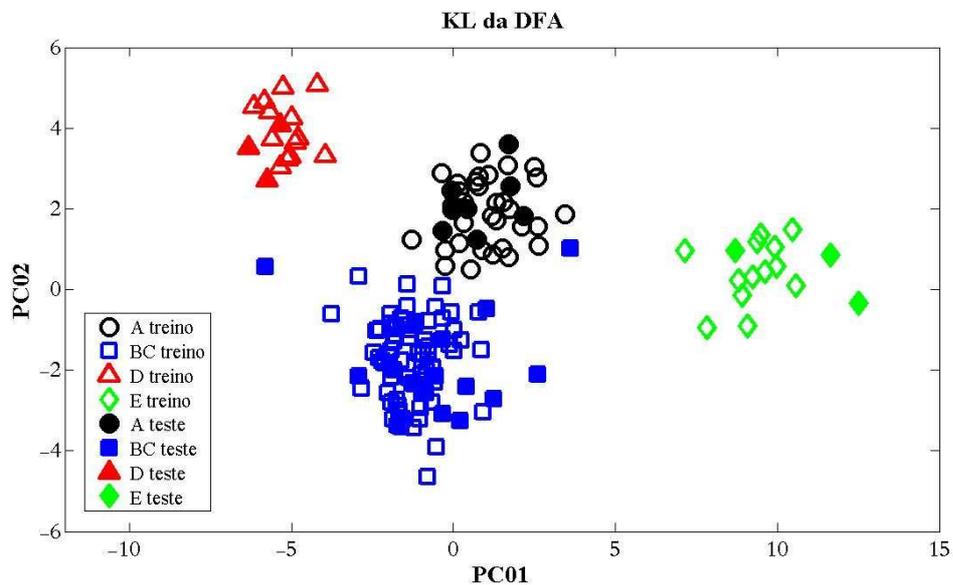


Figura 4.24: KL aplicada às curvas das DFA do fluxo magnético de Barkhausen.

Nota: Os símbolos vazios representam os vetores treinados e os cheios os vetores testados.

A tabela 4.6 resume as análises sobre todos os dados magnéticos, ou seja, 160 vetores referentes aos sinais do fluxo magnético e 160 vetores correspondentes aos sinais do ruído magnético de Barkhausen (RMB), porém, considerando todos os grupos (A, B, C, D, E) pertencentes a estágios de degradação diferentes.

TABELA 4.6: Taxa média (%) de sucesso obtida através da KL aplicada às curvas das análises estatísticas e fractais dos sinais magnéticos (fluxo e RMB) para 100 conjuntos com 160 vetores (80% para treino e 20% para teste).

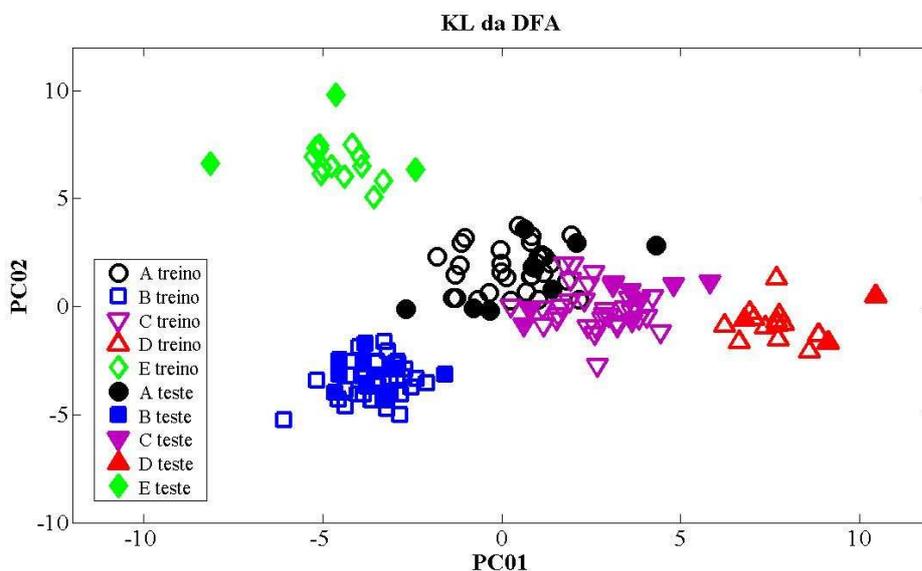
Fluxo / Treino	BCA	DFA	MCA	RSA	Curvas concatenadas
Classe A	78,72	99,94	78,19	71,00	97,62
Classe B	99,18	100	85,24	97,89	100
Classe C	83,19	99,81	76,12	70,75	97,75
Classe D	100	100	100	100	100
Classe E	99,85	100	99,46	98,08	100
Taxa média	90,22	99,94	84,10	84,61	98,89
Fluxo / Teste	BCA	DFA	MCA	RSA	Curvas concatenadas
Classe A	63,25	92,13	52,50	48,38	54,87
Classe B	88,10	96,30	58,60	94,20	87,50
Classe C	69,75	90,75	42,88	53,87	55,50
Classe D	100	100	94,33	96,33	99,33
Classe E	72,67	94,33	73,33	72,67	90,33
Taxa média	76,95	94,04	58,19	70,72	72,81
RMB / Treino	BCA	DFA	MCA	RSA	Curvas concatenadas
Classe A	74,19	64,75	77,53	56,00	96,31
Classe B	84,11	76,76	89,11	83,26	99,68
Classe C	76,81	46,88	60,91	60,34	95,66
Classe D	93,92	94,62	89,00	96,62	99,23
Classe E	99,62	91,69	99,54	99,15	100
Taxa média	82,34	69,57	80,19	73,64	97,82
RMB / Teste	BCA	DFA	MCA	RSA	Curvas concatenadas
Classe A	37,00	35,13	32,12	23,25	32,62
Classe B	50,40	42,30	52,50	40,20	44,70
Classe C	39,25	20,62	25,00	28,50	26,50
Classe D	51,00	63,00	36,00	50,33	36,33
Classe E	68,33	51,33	83,33	64,33	84,67
Taxa média	46,12	38,06	41,96	36,46	40,29
NOTA: Os dados realçados referem-se às maiores taxas médias no treino e teste.					

Analisando-se a **tabela 4.6**, observa-se que a taxa média da DFA é a melhor tanto para os vetores do treinamento como para os do teste, no caso dos dados do fluxo magnético. Além disso, é a única que consegue classificar todas as classes, no teste, com uma expressiva taxa média de aproximadamente 94%.

No tocante aos dados do RMB, verifica-se uma taxa média muito baixa, principalmente, para os vetores do teste.

Acredita-se que as condições superficiais das amostras (deformações plásticas dos pontos de captura dos sinais) influenciaram bastante nas informações do RMB originados dos ensaios visto que esse tipo de sinal é sensível a características microestruturais e fatores externos como porcentagem de carbono, tamanho de grão, tensão aplicada e deformação plástica [PEREZ-BENITEZ, 2008]. Segundo VASHISTA & PAUL (2009), no estudo realizado sobre a relação entre a integridade superficial e o ruído de Barkhausen, a tensão residual e dureza da microestrutura da superfície e da camada subsuperficial influenciam os domínios magnéticos de materiais ferromagnéticos.

A **figura 4.25** ilustra o grande desempenho do classificador KL, para um conjunto de vetores, quando se consideram os dados da DFA do fluxo magnético.



4.25: KL aplicada às curvas das DFA do fluxo magnético de Barkhausen.

Nota: Os símbolos vazios representam os vetores treinados e os cheios os vetores testados.

Outro estudo sobre os dados magnéticos foi a aplicação do classificador KL sobre as curvas (vetores) concatenadas de todas as análises realizadas para os dois tipos de sinais, fluxo e RMB. A nova matriz formada é composta por 160 vetores colunas, correspondentes aos tipos de degradação microestrutural 40 A, 48 B, 40C, 16 D e 16 E, respectivamente e o número de linhas é a soma dos componentes dos vetores concatenados: $M_{(\text{fluxo} + \text{Rmb})} = [\text{RSA}_{\text{fluxo}}, \text{RSA}_{\text{rmb}}, \text{MCA}_{\text{fluxo}}, \text{MCA}_{\text{rmb}}, \text{DFA}_{\text{fluxo}}, \text{DFA}_{\text{rmb}}, \text{BCA}_{\text{fluxo}}, \text{BCA}_{\text{rmb}}]$. A **tabela 4.7** resume os processamentos KL para os diversos conjuntos formados.

TABELA 4.7: Taxa média de sucesso (%) obtida através da KL aplicada às curvas concatenadas de todas as análises dos dois tipos de sinais (fluxo e RMB) para vários conjuntos com 160 vetores (80% para treino e 20% para teste).

Concatenação / Treino	10 conjuntos	100 conjuntos	1000 conjuntos
Classe A	98,44	96,94	97,13
Classe B	100	100	100
Classe C	97,50	97,88	97,48
Classe D	100	100	100
Classe E	100	100	100
Taxa média	98,98	98,70	98,65
Concatenação / Teste	10 conjuntos	100 conjuntos	1000 conjuntos
Classe A	72,50	71,88	71,64
Classe B	92,00	96,50	95,29
Classe C	81,25	77,38	75,94
Classe D	100	100	99,97
Classe E	83,33	9200	90,40
Taxa média	84,37	85,46	84,52
NOTA: Os dados realçados referem-se às maiores taxas médias no treino e teste.			

Verifica-se, através da **tabela 4.7**, uma consistência do rendimento do KL (em torno de 85%) quando aplicado sobre as curvas de todas as análises concatenadas dos dois tipos de sinais (fluxo e RMB). A **figura 4.26** ilustra esse resultado para um conjunto de vetores analisado.

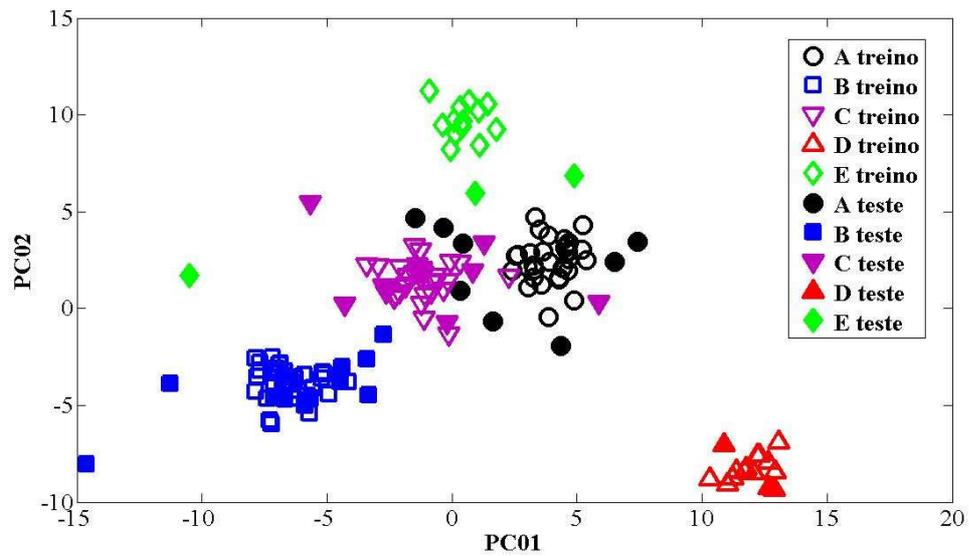


Figura 4.26: KL aplicada às curvas de todas as análises concatenadas dos dois tipos de sinais.

Nota: Os símbolos vazios representam os vetores treinados e os cheios os vetores testados.

4.1.2 Análise Dos Dados Ultrassônicos Retroespalhados

A respeito das análises de componentes principais (PCA) o melhor resultado obtido foi para os dados dos vetores concatenados dos sinais adquiridos com o sensor de 75 MHz com taxa de sucesso igual a 44%, conforme valores expressos na **tabela 4.8**.

No caso dos dados relativos aos ensaios de ultrassom (sinais retroespalhados, capturados pelo método pulso eco, a uma taxa de 1.25G S/s e com sensores de 10 a 125 MHz) apenas a análise KL, e para os vetores treinados e concatenados, gerou bons resultados, taxa de sucesso acima de 94%. Lembrando que resultado semelhante foi verificado para o estudo dos dados magnéticos e com uma maior frequência na etapa de treinamento dos vetores; ratificando, portanto, o estudo de [VIEIRA, 2008] já mencionado. Além desse fato, observa-se também que as análises KL das DFA predominaram como a segunda maior taxa média (no treinamento), conforme os dados das **tabelas 4.9 a 4.14**.

TABELA 4.8: Taxa de sucesso (%) obtida através da PCA aplicada às curvas das análises estatísticas e fractais dos sinais retroespalhados.

Sinal retroespalhado	BCA	DFA	MCA	RSA	Todas as curvas concatenadas
Taxa de sucesso (10 MHz)	38,00	30,00	31,00	32,00	33,00
Taxa de sucesso (30 MHz)	35,00	31,00	32,00	37,00	38,00
Taxa de sucesso (50 MHz)	32,00	36,00	33,00	28,00	34,00
Taxa de sucesso (75 MHz)	28,00	44,00	41,00	39,00	45,00
Taxa de sucesso (100 MHz)	28,00	28,00	31,00	23,00	26,00
Taxa de sucesso (125 MHz)	25,00	22,00	24,00	26,00	26,00

NOTA: O dado realçado refere-se à maior taxa.

TABELA 4.9: Taxa média de sucesso (%) obtida através da KL aplicada às curvas das análises estatísticas e fractais dos sinais retroespalhados para 100 conjuntos com 100 vetores (80% para treino e 20% para teste).

Retroespalhado 10 MHz / Treino	BCA	DFA	MCA	RSA	Curvas concatenadas
Classe A	82,24	85,18	67,94	74,41	99,94
Classe B	37,53	76,94	58,41	59,53	93,12
Classe C	65,71	85,59	80,47	84,35	97,47
Classe D	72,18	79,41	67,53	82,71	93,94
Classe E	67,06	82,00	86,76	91,65	99,71
Taxa média	64,94	81,82	72,22	78,53	96,84
Retroespalhado / 10 MHz / Teste	BCA	DFA	MCA	RSA	Curvas concatenadas
Classe A	45,33	36,00	26,33	31,67	44,67
Classe B	5,67	36,67	15,00	24,00	25,67
Classe C	34,00	40,67	47,33	47,67	40,67
Classe D	35,33	42,67	26,00	48,33	28,67
Classe E	33,00	52,67	36,00	52,00	39,33
Taxa média	30,67	41,73	30,13	40,73	35,80
NOTA: Os dados realçados referem-se às maiores taxas médias no treino e teste.					

TABELA 4.10: Taxa média de sucesso (%) obtida através da KL aplicada às curvas das análises estatísticas e fractais dos sinais retroespalhados para 100 conjuntos com 100 vetores (80% para treino e 20% para teste).

Retroespalhado 30 MHz / Treino	BCA	DFA	MCA	RSA	Curvas concatenadas
Classe A	59,00	77,29	77,41	83,29	95,12
Classe B	56,65	87,94	58,06	72,18	96,76
Classe C	58,18	48,71	58,76	56,71	95,53
Classe D	64,12	69,59	82,24	75,65	97,71
Classe E	81,88	70,94	77,76	55,65	96,29
Taxa média	63,96	70,89	70,85	68,69	96,28
Retroespalhado / 30 MHz / Teste	BCA	DFA	MCA	RSA	Curvas concatenadas
Classe A	18,67	30,67	28,67	37,33	27,33
Classe B	21,33	36,67	18,67	24,67	27,00
Classe C	26,33	16,00	17,00	14,33	24,67
Classe D	20,67	20,00	33,67	22,00	23,33
Classe E	39,33	32,67	42,00	12,67	27,00
Taxa média	25,27	27,20	28,00	22,20	25,87
NOTA: Os dados realçados referem-se às maiores taxas médias no treino e teste.					

TABELA 4.11: Taxa média de sucesso (%) obtida através da KL aplicada às curvas das análises estatísticas e fractais dos sinais retroespalhados para 100 conjuntos com 100 vetores (80% para treino e 20% para teste).

Retroespalhado 50 MHz / Treino	BCA	DFA	MCA	RSA	Curvas concatenadas
Classe A	63,59	71,18	64,53	82,41	97,59
Classe B	50,76	68,65	50,76	70,53	95,82
Classe C	72,94	87,88	94,06	81,59	99,12
Classe D	71,47	99,71	85,53	98,47	99,82
Classe E	58,94	94,06	88,94	73,82	99,29
Taxa média	63,54	84,29	76,76	81,36	98,33
Retroespalhado / 50 MHz / Teste	BCA	DFA	MCA	RSA	Curvas concatenadas
Classe A	25,00	33,33	24,67	43,67	33,33
Classe B	22,67	41,67	16,00	24,33	22,67
Classe C	30,67	71,33	55,67	51,00	44,67
Classe D	28,00	64,33	51,33	54,67	43,00
Classe E	29,33	66,33	39,67	28,33	39,33
Taxa média	27,13	55,40	37,47	40,40	36,60
NOTA: Os dados realçados referem-se às maiores taxas médias no treino e teste.					

TABELA 4.12: Taxa média de sucesso (%) obtida através da KL aplicada às curvas das análises estatísticas e fractais dos sinais retroespalhados para 100 conjuntos com 100 vetores (80% para treino e 20% para teste).

Retroespalhado 75 MHz / Treino	BCA	DFA	MCA	RSA	Curvas concatenadas
Classe A	70,53	89,47	74,94	73,00	98,29
Classe B	79,29	78,59	75,06	75,94	96,12
Classe C	50,59	41,24	68,47	73,00	94,71
Classe D	42,00	79,00	51,59	75,47	97,41
Classe E	71,94	82,00	68,59	69,24	96,18
Taxa média	62,87	74,06	67,73	73,33	96,54
Retroespalhado / 75 MHz / Teste	BCA	DFA	MCA	RSA	Curvas concatenadas
Classe A	32,67	43,33	26,67	21,33	28,33
Classe B	48,33	29,00	30,33	30,67	21,33
Classe C	15,67	08,67	18,67	35,67	19,33
Classe D	12,67	27,33	11,00	25,33	27,67
Classe E	22,67	41,67	22,00	30,00	30,67
Taxa média	26,40	30,00	21,73	28,60	25,47
NOTA: Os dados realçados referem-se às maiores taxas médias no treino e teste.					

TABELA 4.13: Taxa média de sucesso (%) obtida através da KL aplicada às curvas das análises estatísticas e fractais dos sinais retroespalhados para 100 conjuntos com 100 vetores (80% para treino e 20% para teste).

Retroespalhado 100 MHz / Treino	BCA	DFA	MCA	RSA	Curvas concatenadas
Classe A	69,24	69,00	69,41	71,59	95,35
Classe B	67,47	52,29	54,06	68,71	93,65
Classe C	61,18	61,94	67,35	41,12	92,47
Classe D	68,06	64,06	60,82	61,24	92,76
Classe E	49,88	78,59	61,35	80,24	96,94
Taxa média	63,16	65,18	62,60	64,58	94,24
Retroespalhado / 100 MHz / Teste	BCA	DFA	MCA	RSA	Curvas concatenadas
Classe A	35,67	22,67	31,67	22,67	14,67
Classe B	33,67	9,67	15,67	17,33	27,67
Classe C	18,00	21,67	20,67	7,33	20,67
Classe D	35,67	19,00	16,00	6,67	24,00
Classe E	14,67	29,33	23,33	26,00	28,00
Taxa média	27,53	20,47	21,47	16,00	23,00
NOTA: Os dados realçados referem-se às maiores taxas médias no treino e teste.					

TABELA 4.14: Taxa média de sucesso (%) obtida através da KL aplicada às curvas das análises estatísticas e fractais dos sinais retroespalhados para 100 conjuntos com 100 vetores (80% para treino e 20% para teste).

Retroespalhado 125 MHz / Treino	BCA	DFA	MCA	RSA	Curvas concatenadas
Classe A	70,00	49,41	60,00	70,41	95,24
Classe B	53,88	52,94	66,76	77,59	96,59
Classe C	60,76	80,12	63,88	62,65	95,41
Classe D	42,12	69,88	47,12	51,18	88,12
Classe E	58,65	55,12	56,35	56,12	88,76
Taxa média	57,08	61,49	58,82	63,59	92,82
Retroespalhado / 125 MHz / Teste	BCA	DFA	MCA	RSA	Curvas concatenadas
Classe A	26,33	6,33	18,67	19,33	19,00
Classe B	14,67	18,00	22,67	27,00	17,67
Classe C	21,00	31,33	16,33	17,33	20,67
Classe D	8,33	26,33	13,00	16,67	15,00
Classe E	27,33	17,67	17,00	19,00	13,33
Taxa média	19,53	19,93	17,53	19,87	17,13
NOTA: Os dados realçados referem-se às maiores taxas médias no treino e teste.					

Devidos às baixíssimas taxas de sucesso obtidas, é importante mencionar a grande dificuldade encontrada no acoplamento dos sensores na superfície dos corpos de provas durante os ensaios ultrassônicos. Esse fato deve ter influenciado sobremaneira na relação sinal / ruído das inspeções das amostras em questão. Lembrando que essas têm uma seção circular e que a área de contato dos sensores é plana (ver **figuras 3.1 e 3.3**). Acredita-se que esse fato deve ter contribuído na perda de informações preciosas contidas nas parcelas dos feixes divergidos pelas superfícies convexas das amostras.

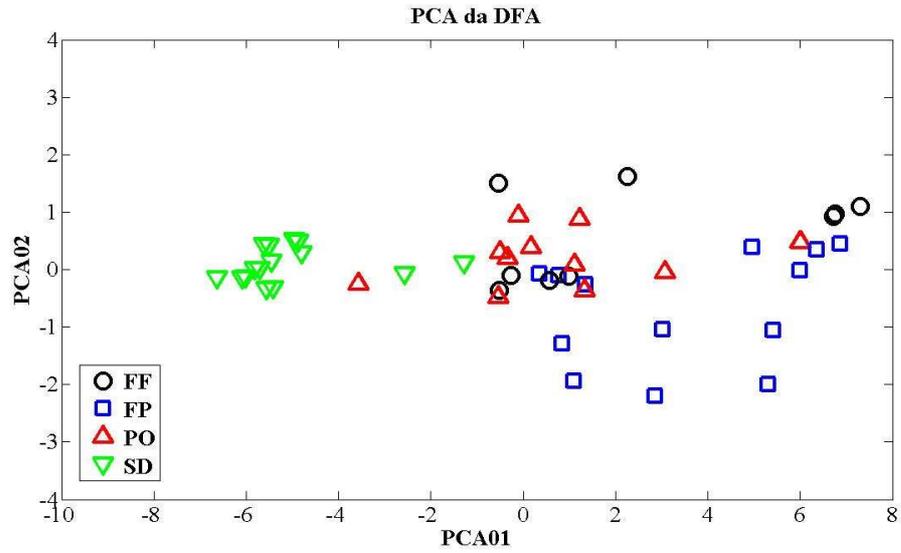


Figura 4.28: PCA aplicada às curvas das DFA das imagens D-scan.

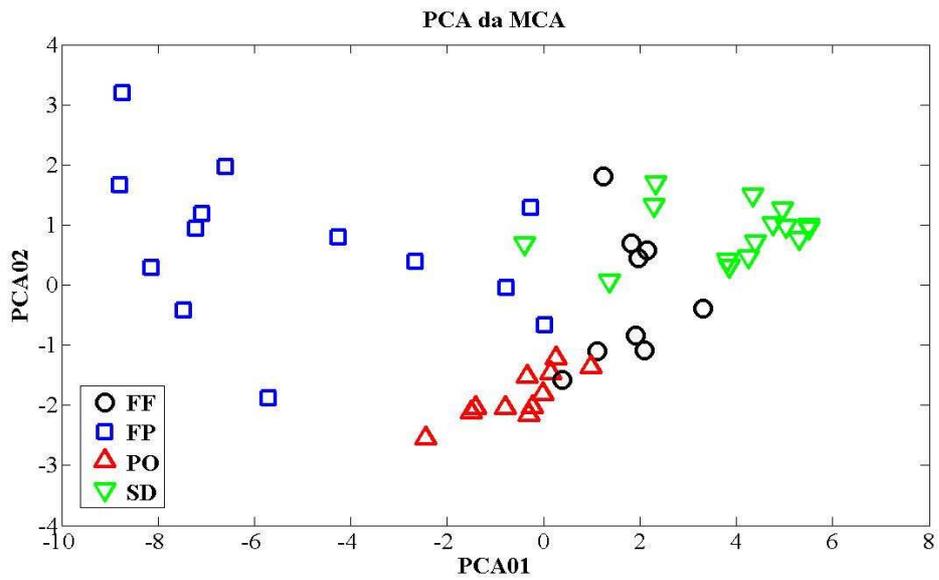


Figura 4.29: PCA aplicada às curvas das MCA das imagens D-scan.

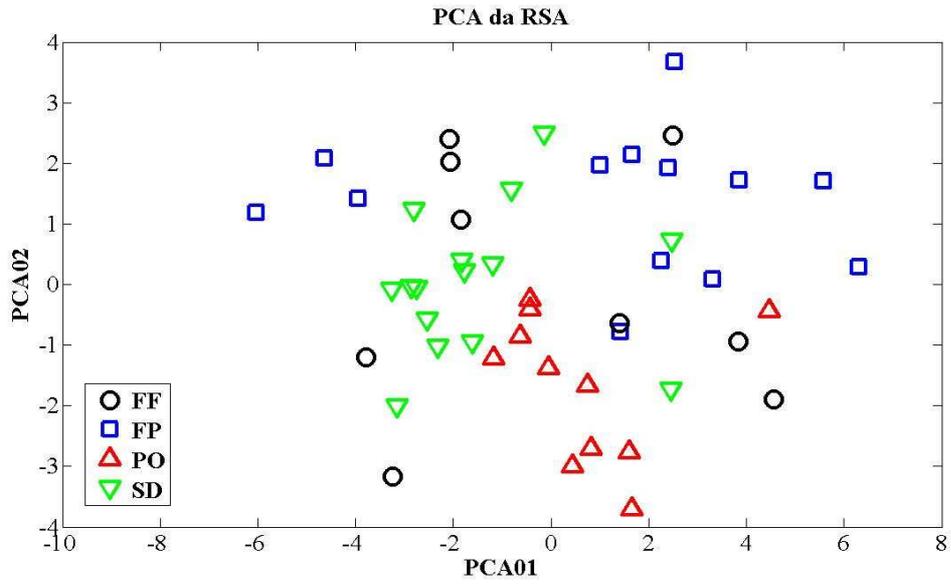


Figura 4.30: PCA aplicada às curvas das RSA das imagens D-scan.

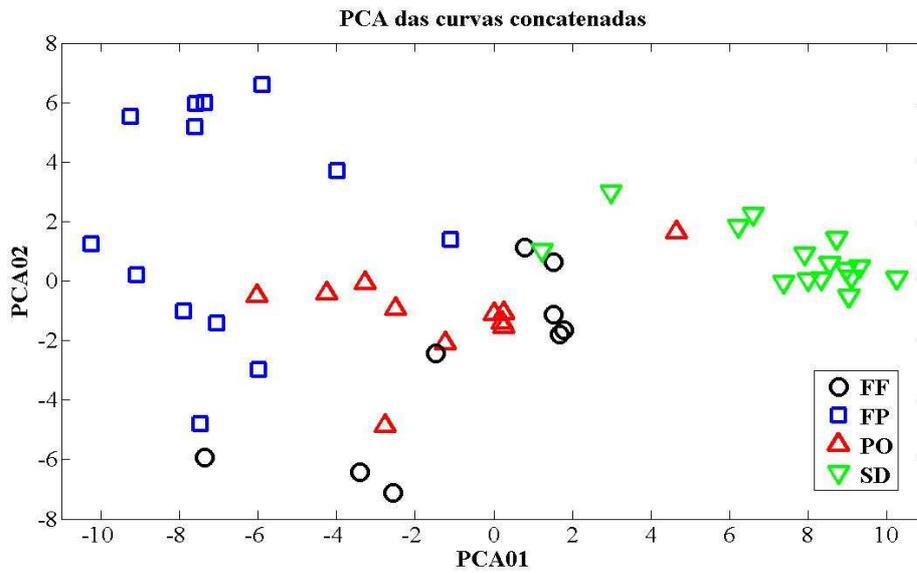
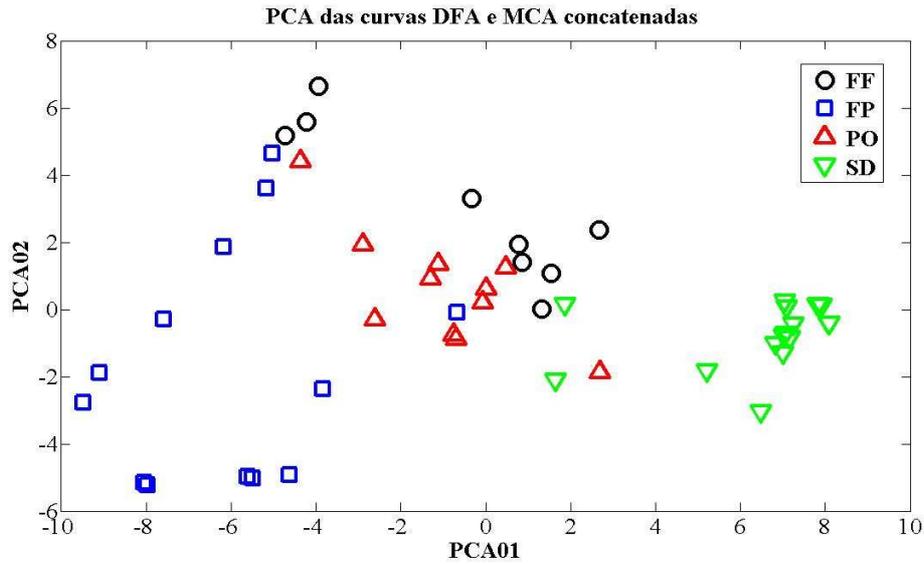
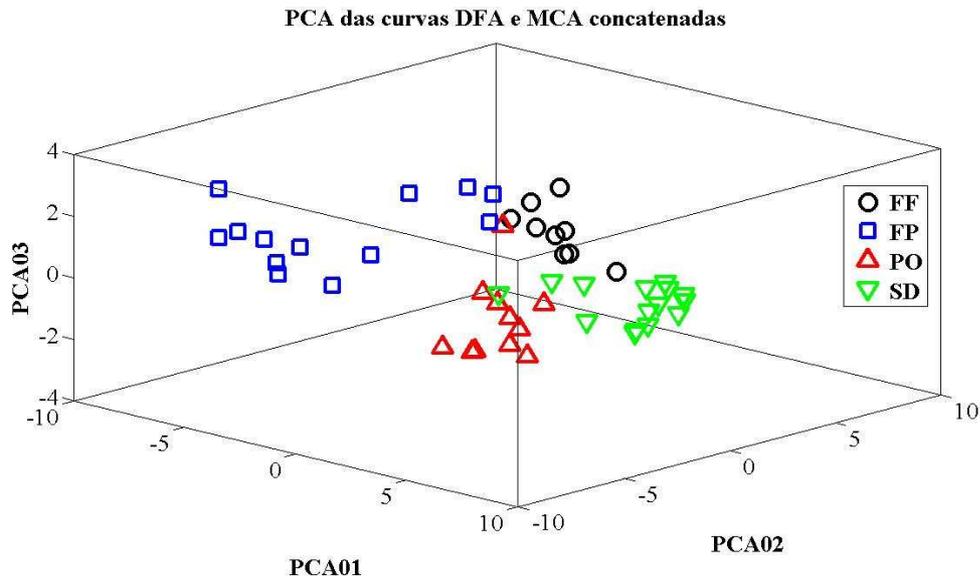


Figura 4.31: PCA aplicada às curvas de todas as análises concatenadas das imagens D-scan.



(a)



(b)

Figura 4.32: PCA aplicada às curvas das DFA e MCA concatenadas das imagens D-scan.

(a) projeção dos vetores ao longo do plano definido pelas duas primeiras componentes principais. (b) Projeção dos vetores no espaço definido pelas três primeiras principais componentes.

Um fato que merece destaque é a maneira como se visualiza o resultado do classificador, pois nem sempre as duas primeiras componentes principais são suficientes para a identificação do bom rendimento da técnica. Por isso, em certos casos, faz-se necessário a projeção das três primeiras componentes principais, conforme ilustrado na **figura 4.32** e outras a seguir.

TABELA 4.15: Taxa de sucesso (%) obtida através da PCA aplicada às curvas das análises estatísticas e fractais das imagens D-Scan.

TOFD (D-scan)	BCA	DFA	MCA	RSA	Todas as curvas concatenadas	Apenas as curvas das DFA e MCA concatenadas
FF	55,56	11,11	77,78	0	55,56	100
FP	69,23	61,54	76,92	69,23	76,92	76,92
PO	0	72,73	90,91	54,55	54,55	81,82
SD	86,67	93,33	80,00	73,33	93,33	86,67
Taxa	56,25	64,58	81,25	54,17	72,92	85,42

NOTA: O dado realçado refere-se à maior taxa.

Em seguida foi feito o processamento utilizando o classificador KL para o mesmo conjunto de dados considerando-se, inicialmente, 100% dos vetores para treinamento. Deste cálculo obteve-se para a KL da BCA, DFA, MCA, RSA e das curvas concatenadas, uma taxa média, respectivamente de 93,75; 97,92; 100; 95,83 e 100%. As **figuras 4.33 a 4.37** representam esses números.

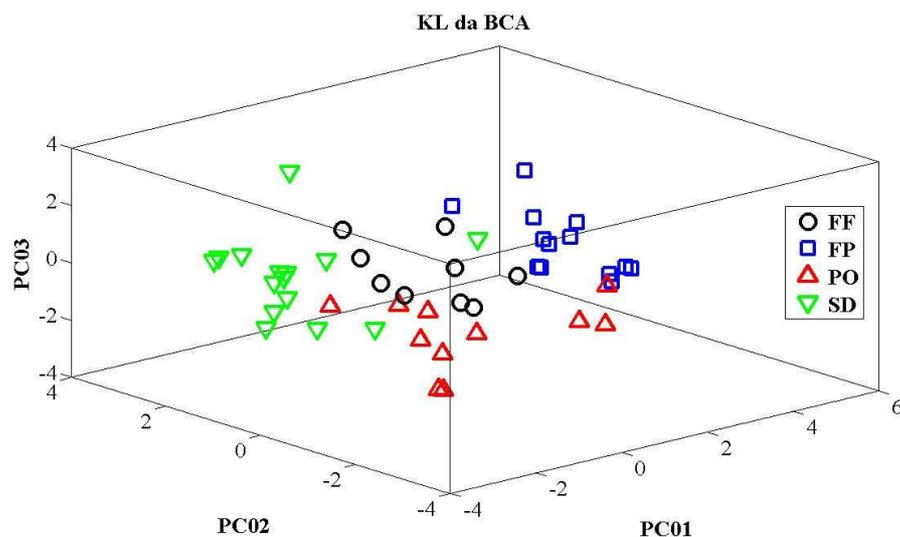


Figura 4.33: KL aplicada às curvas das BCA das imagens D-scan.

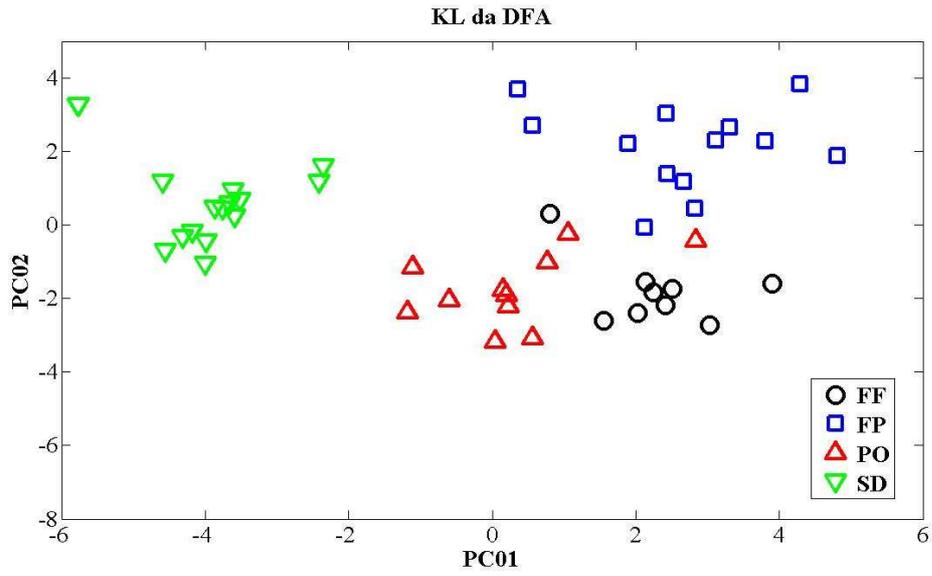


Figura 4.34: KL aplicada às curvas das DFA das imagens D-scan.

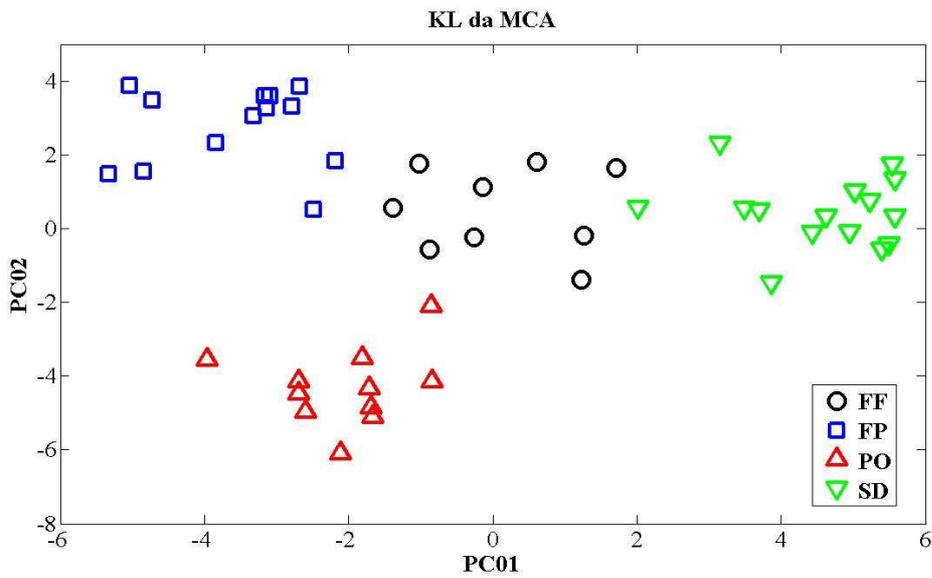


Figura 4.35: KL aplicada às curvas das MCA das imagens D-scan.

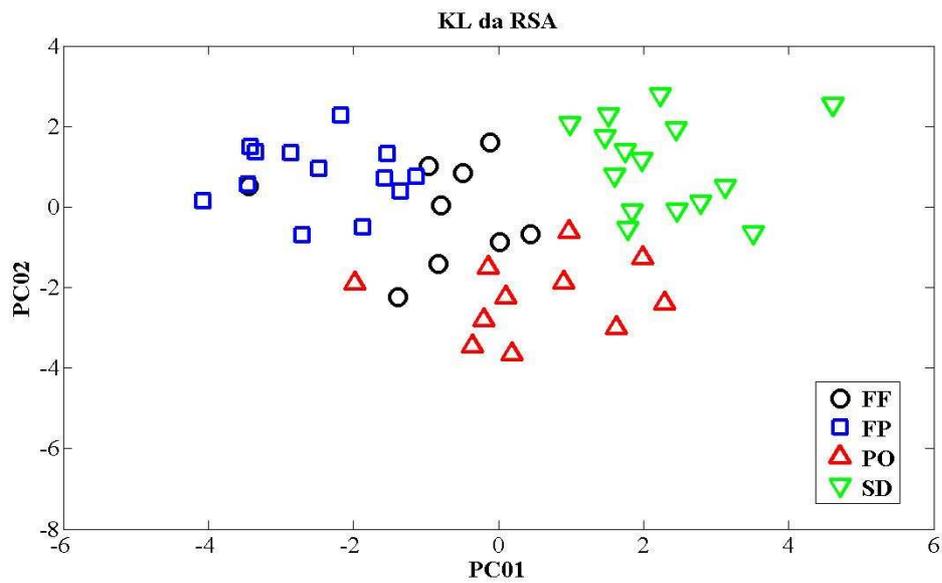


Figura 4.36: KL aplicada às curvas das RSA das imagens D-scan.

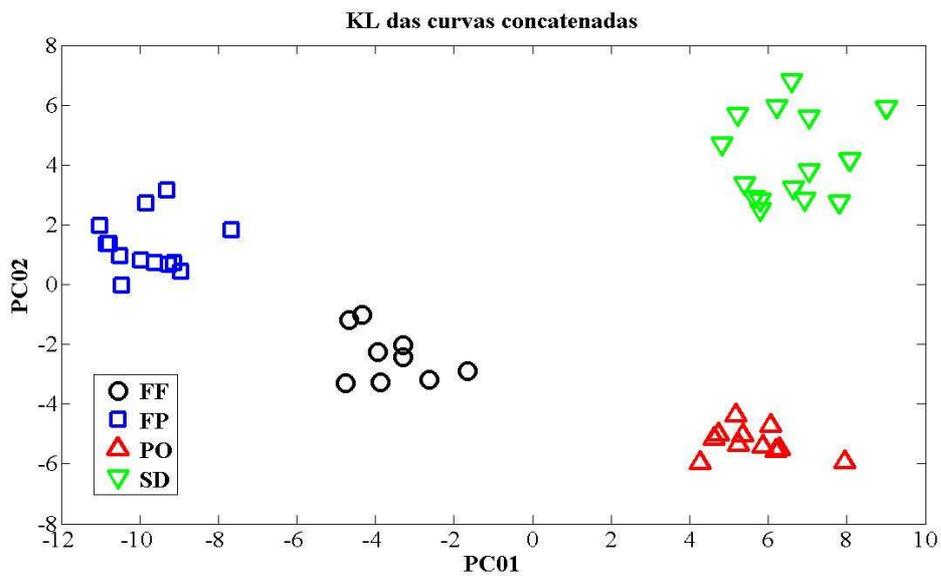


Figura 4.37: KL aplicada às curvas de todas as análises concatenadas das imagens D-scan.

Posteriormente, foi feito o processamento utilizando KL para o mesmo conjunto de dados considerando-se 60% dos vetores para treinamento e 40 % para o teste. A **tabela 4.16** e a **figura 4.38** retratam os resultados.

TABELA 4.16: Taxa média de sucesso (%) obtida através da KL aplicada às curvas das análises estatísticas e fractais das imagens D-Scan para 100 conjuntos com 48 vetores (60% para treino e 40% para teste).

TOFD / Treino	BCA	DFA	MCA	RSA	Todas as curvas concatenadas
FF	96,00	100	99,00	99,00	100
FP	99,50	100	100	98,75	100
PO	94,86	99,29	100	98,57	100
SD	94,67	100	99,44	98,33	100
Taxa média	96,27	99,84	99,64	98,62	100
TOFD / Teste	BCA	DFA	MCA	RSA	Todas as curvas concatenadas
FF	20,50	43,75	45,00	16,25	57,25
FP	74,00	54,00	65,00	53,00	79,60
PO	39,50	62,50	68,75	35,00	76,75
SD	63,00	72,50	82,50	41,67	85,67
Taxa média	52,63	59,81	67,58	38,44	76,65
NOTA: Os dados realçados referem-se às maiores taxas médias no treino e teste.					

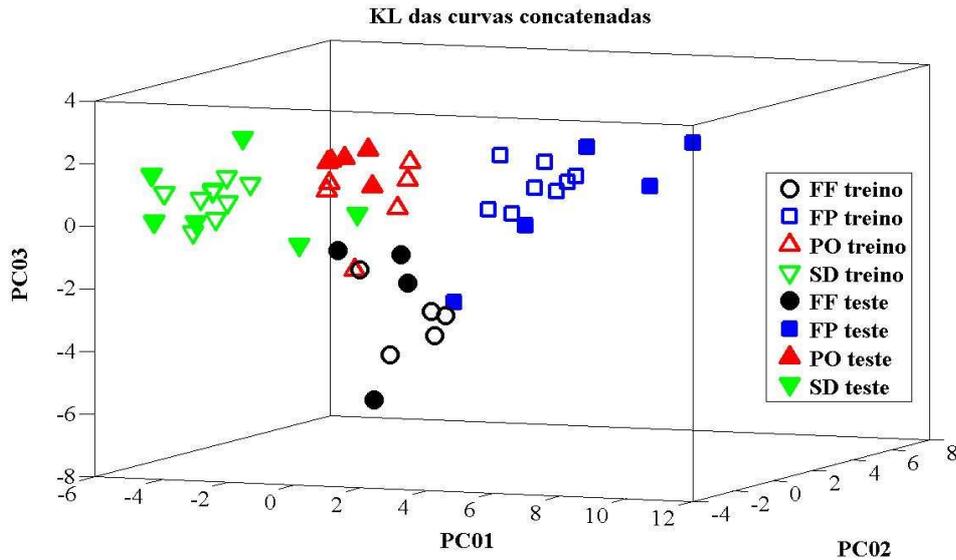


Figura 4.38: KL aplicada às curvas de todas as análises concatenadas das imagens D-scan.

Nota: Os símbolos vazios representam os vetores treinados e os cheios os vetores testados.

Acredita-se que a falta de uma matriz de dados que propiciasse uma robustez estatística dos cálculos e o fato da sobreposição dos defeitos interferiram sobremaneira no rendimento do classificador KL para as imagens D-scan. Em um estudo realizado por TESSER (2006) sobre análise fractal de padrões de defeitos de soldagem obtidos por testes radiográficos, verificou-se resultado semelhante (relativo aos poucos dados) quando se aplicou a KL sobre as curvas das análises estatísticas (DFA e RSA) e fractal (MCA) concatenadas.

Finalmente, prosseguiu-se com a mesma avaliação feita nos cálculos da PCA, ou seja, analisaram-se apenas as curvas (vetores) concatenadas das melhores análises DFA e MCA através da KL. Os cálculos foram feitos para três tipos de conjuntos de vetores (10, 20 e 100) e considerando 60% dos vetores para treinamento e 40% para o teste. O melhor resultado alcançado foi para o caso em que se considerou 10 conjuntos, obtendo-se uma taxa média de aproximadamente 76%, conforme expresso na **tabela 4.17** e ilustrado pela **figura 4.39**.

TABELA 4.17: Taxa média de sucesso (%) obtida através do KL aplicada às curvas das DFA e MCA concatenadas das imagens D-scan para vários conjuntos com 48 vetores (60% para treino e 40% para teste).

TOFD / Treino	10 conjuntos	20 conjuntos	100 conjuntos
FF	100	100	99,60
FP	100	100	99,50
PO	100	100	98,71
SD	100	100	98,89
Taxa média	100	100	99,15
TOFD / Teste	10 conjuntos	20 conjuntos	100 conjuntos
FF	55,00	62,50	53,25
FP	80,00	69,00	66,20
PO	87,50	77,50	78,00
SD	76,67	83,33	85,83
Taxa média	75,99	74,21	72,61

NOTA: O dado realçado refere-se à maior taxa média no teste.

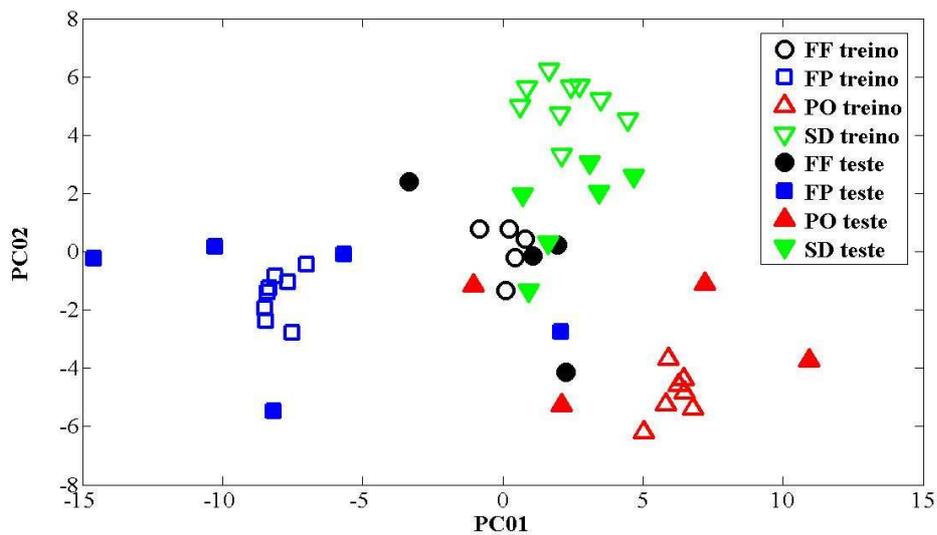


Figura 4.39: KL aplicada às curvas concatenadas das DFA e MCA dos D-scan.

Nota: Os símbolos vazios representam os vetores treinados e os cheios os vetores testados.

Confrontando os resultados do classificador KL, verifica-se que o fato de concatenar todas ou apenas as curvas (DFA e MCA) não altera substancialmente o rendimento da técnica.

Comparando os resultados das PCA com os da KL (na etapa de teste), verifica-se uma melhor eficiência da PCA quando os vetores das (DFA e MCA) são concatenados. Porém, a KL apresenta-se um pouco mais eficiente quando se considera todos os vetores concatenados no estudo das imagens D-scan.

Acredita-se que o reduzido número de 48 vetores que compõem a matriz de dados, tenha contribuído para a menor taxa de sucesso da KL, que necessita de um número razoável de vetores para treinamento, frente a PCA que considera todos os dados em todas as etapas.

4.2.2 Análise Das Radiografias Digitalizadas Das Juntas Soldadas

As **tabelas 4.18** e **4.19** resumem as PCA e KL sobre as curvas estatísticas (DFA e RSA) e fratais (BCA e MCA) e verifica-se o baixíssimo rendimento da PCA. Para a técnica de Karhunen-Loève, somente para a etapa de treinamento (100% dos vetores) é possível uma classificação das classes de defeitos e onde, mais uma vez, consegue-se uma eficiência máxima quando se concatenaram os vetores de todas as análises, conforme já verificado no estudo das imagens D-scan e sinais magnéticos. Vale ressaltar que a etapa de teste foi impossibilitada de ser realizada pelo número reduzido de dados alcançados nos cortes das radiografias digitalizadas. Nesse caso, comparando-se com as imagens D-scan, a dificuldade para efetuar os cortes das imagens foi maior devido ao problema da sobreposição dos defeitos, já mencionado, e também por conta da qualidade das imagens após a digitalização que interferiu bastante na identificação do defeito a ser “selecionado”.

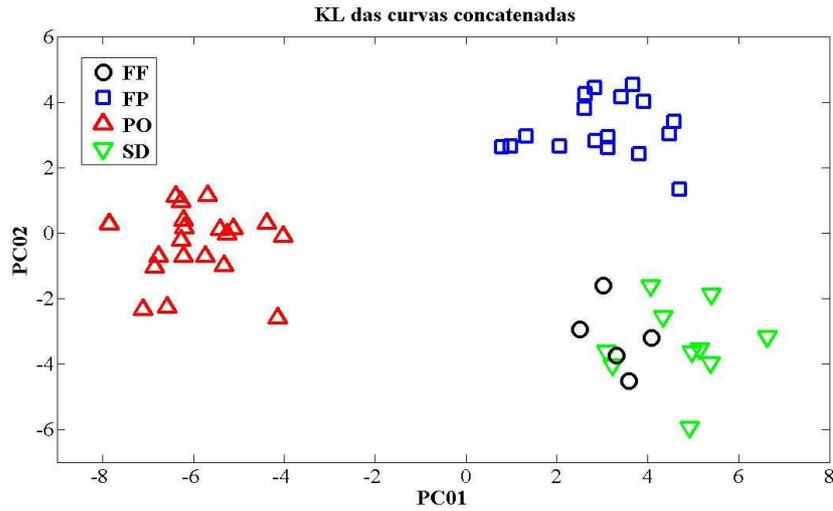
Cabe ressaltar que essas mesmas radiografias foram antes utilizadas por SILVA (2003) no seu estudo de doutorado sobre reconhecimento de padrões de defeitos de soldagem em radiografias industriais, e nesse trabalho é defendida a necessidade de aplicação de filtros a fim de suavizar o ruído presente e melhorar o contraste das imagens.

TABELA 4.18: Taxa de sucesso (%) obtida através da PCA aplicada às curvas das análises estatísticas e fractais das radiografias digitalizadas.

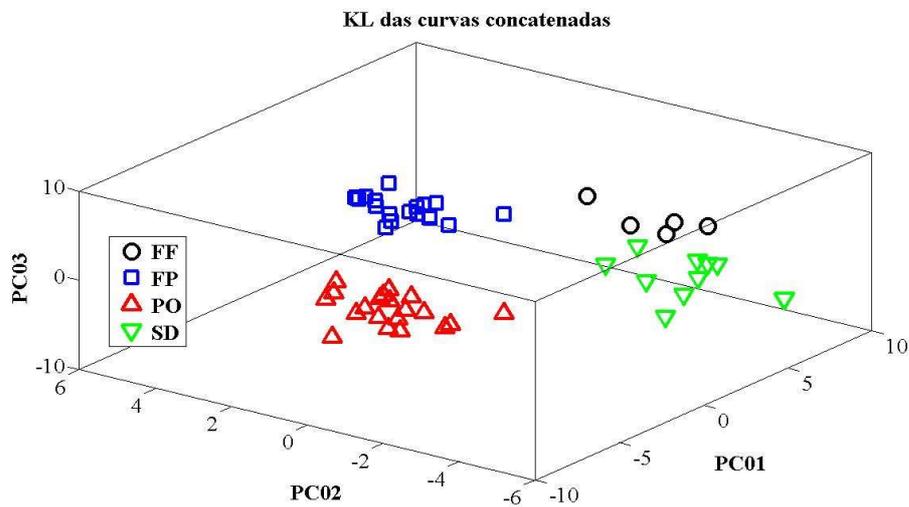
Radiografia	BCA	DFA	MCA	RSA	Todas as curvas concatenadas
FF	20,00	40,00	0	20,00	0
FP	16,67	5,56	27,78	50,00	33,33
PO	55,00	45,00	55,00	50,00	70,00
SD	80,00	30,00	50,00	60,00	50,00
Taxa média	43,40	27,91	37,21	46,51	47,17
NOTA: O dado realçado refere-se à maior taxa.					

TABELA 4.19: Taxa de sucesso (%) obtida através da KL aplicada às curvas das análises estatísticas e fractais das radiografias digitalizadas.

Radiografia	BCA	DFA	MCA	RSA	Curvas Concatenadas
FF	60,00	100	100	80,00	100
FP	66,67	72,22	77,78	88,89	100
PO	70,00	80,00	70,00	90,00	100
SD	80,00	100	70,00	100	100
Taxa média	69,81	83,02	75,47	90,57	100
NOTA: O dado realçado refere-se à maior taxa média para o treino.					



(a)



(b)

Figura 4.40: KL (treinamento) das curvas concatenadas das análises estatísticas e fractais das radiografias digitalizadas. (a) projeção dos vetores ao longo do plano definido pelas duas primeiras componentes principais. (b) Projeção dos vetores no espaço definido pelas três primeiras principais componentes.

No estudo das imagens D-scan e radiográficas digitalizadas, além do problema da matriz de dados ser reduzida, que interfere diretamente na técnica do tipo supervisionada (KL), acredita-se que os cortes das imagens bem como o processo de digitalização causaram perdas de informações presentes em toda a imagem.

5. CONCLUSÕES

Com base na metodologia apresentada sobre classificadores de padrões, relacionados a sinais e imagens de ensaios não-destrutivos e implementados por técnicas matemáticas estatísticas não-convencionais que se alimentam das características fractais e das flutuações estatísticas dos dados, pode-se concluir:

SINAIS MAGNÉTICOS

- A técnica de classificação KL, considerando apenas 144 vetores da matriz de dados, representando os grupos A, BC e D, para 100 conjuntos e 80% dos vetores para a etapa treino, alcançou rendimentos individuais para as análises estatísticas e fractais entre 92 e 99,7% e 100% na condição onde se concatenaram as curvas de todas as análises do fluxo magnético. Na etapa do teste (20% dos vetores), os resultados das DFA propiciaram desempenho da KL com acerto próximo a 93%, seguidas com as taxas relativas às BCA e RSA em torno de 85%. Para as mesmas condições de processamento, eficiências individuais variando entre 83 e 91% e 100% quando se concatenaram todas as curvas para os sinais do ruído magnético de Barkhausen, na etapa de treinamento; e uma única taxa média de sucesso de aproximadamente 79% para o teste.
- O classificador KL apresentou rendimento e eficiência máxima quando aplicado às curvas das DFA de todos os 160 sinais do fluxo magnético, representativos dos cinco estágios de degradação microestrutural A, B, C, D e E, alcançando, em 100 conjuntos, taxas médias de sucesso de 99,94% no treinamento de 80% dos vetores de cada classe e 94% no teste dos vetores restantes. Já para os 160 sinais do ruído magnético de Barkhausen (RMB), a KL só obteve um bom resultado na etapa do treinamento com taxas médias de sucesso próximas a 82% para os dados das BCA e 98% para as curvas de todas as análises concatenadas.
- O classificador KL apresentou sua consistência plena, em rendimento, quando aplicado sobre as curvas de todas as análises estatísticas e fractais concatenadas dos dois tipos de sinais (160 sinais de fluxo e 160 sinais de RMB), alcançando-se, em 100 conjuntos, taxas médias de sucesso de aproximadamente 99% na etapa de treinamento de 80% dos vetores de cada grupo e 85% na etapa de teste dos vetores remanescentes.

- Considerando toda a matriz de dados, 160 ou apenas 144 vetores para cada tipo de sinal, a PCA não apresentou eficiência mínima capaz de separar as classes de degradação microestrutural.

- O classificador PCA mostrou-se bastante eficiente somente quando aplicado aos RMB de um grupo seletivo de vetores representativos das classes A, BC e D. As taxas de sucesso para as MCA e DFA foram, respectivamente, de 94 e 95% e chegou-se ao rendimento máximo quando as curvas de todas as análises dos RMB foram concatenadas, obtendo-se 96% de acerto. No tocante aos sinais do fluxo magnético, obteve-se um acerto máximo de aproximadamente 72% para os grupos A, B, C e E quando se concatenou as curvas de todas as análises. Infere-se com base nesses resultados que para se obter um rendimento mínimo aceitável do classificador PCA se faz necessário uma pré-seleção da matriz de dados.

SINAIS RETROESPALHADOS

A PCA não obteve sucesso mínimo aceitável nas análises dos sinais retroespalhados, com rendimento máximo de 45% no caso das curvas de todas as análises concatenadas relativas aos sinais do sensor de 75 MHz. O classificador KL alcançou desempenhos satisfatórios, somente nas etapas de treinamento e considerando as curvas concatenadas de todas as análises, com rendimentos variando entre 92 e 98%. Na etapa de teste o maior acerto obtido foi de 55% para os ensaios com o sensor de 50MHz.

IMAGENS D-SCAN

- O classificador PCA obteve seu rendimento máximo quando as curvas das duas melhores análises (DFA e MCA) foram concatenadas, alcançando pouco mais de 85% de acertos na identificação das classes de defeitos de soldagem (FF, FP, PO e SD). Uma segunda taxa de sucesso (em torno de 81%) foi obtida considerando os dados da MCA.

- O classificador KL alcançou, em 100 conjuntos, altíssimas taxas médias de acertos na separação dos grupos de defeitos (FF, FP, PO e SD) na etapa de treinamento de 60% dos vetores da matriz de dados, variando entre 96 e 99% no caso das análises individuais e rendimento máximo de 100% quando as curvas de todas as análises foram concatenadas. Na etapa do teste dos vetores restantes (40%), foi obtida uma classificação dos diversos tipos de defeitos, em torno de 77%, somente quando se concatenaram as curvas de todas as análises. Considerando os melhores resultados do pré-processamento (DFA e MCA), obtiveram-se

taxas médias de sucesso, em 100 conjuntos, e mesma distribuição de vetores para treino e teste, de 100 e 76%, respectivamente quando as curvas foram concatenadas.

RADIOGRAFIAS DIGITALIZADAS

- O classificador PCA não se mostrou eficiente na avaliação das imagens radiográficas digitalizadas, alcançando apenas 47% de acertos. Já com respeito à técnica de classificação KL, apenas considerou-se a etapa de treinamento frente aos poucos dados disponíveis, e a eficiência máxima de 100% foi alcançada quando os vetores de todas as análises foram concatenados.

Portanto, dos resultados obtidos, pode-se finalmente concluir que a utilização de classificadores de padrões baseados em análises estatísticas (DFA e RSA) e fractais (BCA e MCA) constituem métodos promissores para monitorar transformações microestruturais e integridade de soldas em materiais metálicos pré-avaliadas por inspeções não destrutivas. Acredita-se que as eficiências podem ser substancialmente melhoradas considerando-se conjuntos maiores de sinais e de imagens obtidos de amostras padronizadas, consolidando, assim, essa metodologia como uma técnica não destrutiva confiável e eficiente.

6. RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

1. Realizar ensaios ultrassônicos (método TOFD) em corpos de prova com defeitos de soldagem padronizados e gerar uma matriz de dados (imagens) estatisticamente robusta. Aplicar as análises estatísticas e fractais na etapa de pré-processamento e utilizar os classificadores KL e PCA.

2. Aplicar a metodologia em uma amostragem maior de radiografias digitalizadas e com uma resolução de 16-bits (melhora da resolução em profundidade de níveis de cinza).

Com amostras portadoras de defeitos inseridos de maneira ordenada será possível obter imagens D-scan e radiográficas sem superposição de descontinuidades. Esse fato eliminará a necessidade de fazer cortes nas imagens, portanto, evitará perdas de informações.

3. Realizar os ensaios do ruído magnético de Barkhausen e ultrassônico (método pulso-eco), utilizando sensores adequados, na questão do acoplamento, em amostras comprovadamente com diferentes estágios de degradação microestrutural e com superfícies sem qualquer deformação mecânica. Gerar matrizes de dados estatisticamente robustas e repetir a metodologia sugerida nesta pesquisa. Acredita-se que o desempenho, principalmente, para os sinais ultrassônicos retroespalhados será satisfatório se o contato entre sensor e superfície da amostra for adequado. Sugere-se também analisar todo o sinal ultrassônico A-scan. No caso dos sinais do ruído magnético de Barkhausen (RMB), espera-se, com o melhor controle mecânico superficial das amostras, uma eficiência maior dos classificadores KL e PCA.

4. Processar as curvas das análises estatísticas (DFA e RSA) e fractais (BCA e MCA) utilizando rede neural artificial como classificador.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ADDISON, P. S., *Fractals and Chaos – An Illustrated Course*. IOP Publishing Ltd., 1997.
- ANDREUCCI, R., *Radiologia Industrial*, ABENDE, 2006.
- ANDREUCCI, R., *Ensaio por Ultra-Som*, ABENDE, 2006.
- ASM HANDBOOK – *Nondestructive Evaluation and Quality Control*, 9th ed., V. 17. (The Materials Information Society, New York, 1994).
- ASNT HANDBOOK – *Nondestructive Testing Overview*, editors P. O. Moore and P. McIntire, Vol. 10, (ASNT, New York, 1996).
- BARAT. P, *Fractal Characterization of Ultrasonic Signals from Polycrystalline Materials*, Chaos, Solitons & Fractals Vol. 9, N°. 11, pp. 1827-1834, 1998.
- BLITZ, J. & SIMPSON, G., *Ultrasonic Methods of Non-destructive Testing*, Chapman & may, 1996.
- British Standard, *Guide to Calibration and Setting-up of the Ultrasonic Time of Flight Diffraction (TOFD) Technique for the Detection, Location and Sizing of Flaws*, 1993.
- CAMPOS, M. A, CAPÓ-SÁNCHEZ, J., BENITEZ, J. PÉREZ, PADOVESE, L.R., *Characterization of the elastic– plastic region in AISI/SAE 1070 steel by the magnetic barkhausen noise*, NDT&E International 41 (2008) 656– 659.
- CAPO-SÁNCHEZ, J., PADOVESE, L. R., *Magnetic Barkhausen noise measument by resonant coil method*, Journal of Magnetism and Magnetic Materials 321 (2009) L57–L62.

- CHATFIELD, C., *The Analysis of Time Series – An Introduction*, 4^a Ed., London, Chapman & Hall, 1992.
- CHEN, Z., IVANOV, C. P., HU, K., STANLEY, H. E., *Effect of nonstationarities on detrended fluctuation analysis*, Physical review E, Vol. 65, 041104, 2002.
- DUBOVIKOV, M. M., STARCHENKO, N.V., DUBOVIKOV, M.S., *Dimension of the minimal cover and fractal analysis of time series*, Physica A 339 (2004), 591-608.
- ERHARD, A., EWERT, U., *The TOFD Method – Between Radiography and Ultrasonic in Weld Testing*, NDTnet, setembro 1999, vol. 4, N° 9,
<http://www.ndt.net/article/v04n09/erhard/erhard.htm>, acesso em 08 de outubro de 2011.
- FEDER, J. *Fractals*, Plenum Press, New York, 1988.
- GÜR, C. H., ÇAM, I. *Comparison of magnetic Barkhausen noise and ultrasonic velocity measurements for microstructure evaluation of SAE 1040 and SAE 4140 steels*, Materials Characterization, 58 (2007), 447-454.
- HANDBOOK OF MEASUREMENT OF RESIDUAL STRESSES. *Magnetic Methods*, editor Seppo Tiitto, American Stress Technologies, Pittsburgh, PA, USA, 1996.
- HU, K., IVANOV, C. P., CHEN, Z., CARPENA, P., STANLEY, H. E., *Effect of trends on detrended fluctuation analysis*, Physical review E, Vol. 64, 011114, 2001.
- KURNAZ, M. L., *Application of detrended fluctuation analysis to monthly average of the maximum daily temperatures to resolve different climates*, Fractals, Vol. 12, N° 4 (2004), 365-373.
- KURNAZ, M. L., *Detrended fluctuation analysis as a statistical tool to monitor the climate*, Journal of statistical Mechanics: Theory and Experiment, 2004.
- MATOS, J. M. O., MOURA, E. P., KRÜGER, S. E., REBELLO, J. M. A., *Rescaled range analysis and detrended fluctuation analysis study of cast irons ultrasonic backscattered signals*, Chaos, Solitons & Fractals 19 (2004), 55-60.

- MORETTIN, P. A., “Ondas e Ondaletas: Da Análise de Fourier à Análise de Ondaletas”, Edusp, 1999.
- MOURA, E. P., *Reconhecimento de Padrões de Defeitos de Soldagem em Sinais Ultra-Sônicos Obtidos Pela Técnica TOFD Utilizando Redes Neurais Artificiais*, Tese de DSc, PEMM / COPPE / UFRJ, RJ, Brasil, 2003.
- MOURA, E. P., SILVA, R. R., SIQUEIRA, M. H. S., REBELLO, J. M. A., *Pattern Recognition of Weld Defects in Preprocessed TOFD Signals Using Linear Classifiers*, Journal of Nondestructive Evaluation, Vol. 23, No. 4, pp 163-172, 2004.
- MOURA, E. P., VIEIRA, A. P., IRMÃO, M. A. S., SILVA, A. A., *Applications of detrended-fluctuation analysis to gearbox fault diagnosis*, Mechanical systems and Processings 23 (2009), 682-689.
- PADOVESE, L. R., SILVA, F. E., MOURA, E. P., GONÇALVES, L. L., *Characterization of microstructural changes in coarse ferritic-pearlitic stainless steel through the statistical fluctuation and fractal analyses of barkhausen noise*, Quantitative Nondestructive Evaluation 29 (2010).
- PENG, C.K., BULDYREV, V., HAVLIN, S., SIMMONS, M., STANLEY, H.E., GOLDBERGER, A.L., *Mosaic organization of DNA nucleotides*, Physical Review E 49 (1994) 1685–1689.
- PEREZ-BENITEZ, J.A., CAPO-SANCHEZA, J., ANGLADA-RIVERA, J., PADOVESE, L. R., *A study of plastic deformation around a defect using the magnetic Barkhausen noise in ASTM 36 steel*, NDT&E International 41 (2008) 53–58.
- SILVA, F. E., *Análise da Integridade Estrutural de Compósitos Através da Caracterização Fractal de Sinais de Emissão Acústica*, Tese de MSc, PPGECM / UFC / CE, Brasil, 2003.
- SILVA, F. E., FREITAS, FREITAS, F. N. C., ABREU, H. F. G., GONÇALVES, L. L., MOURA, E. P., SILVA, M. R., *Characterization of the evolution of recrystallization by fluctuation and fractal analyses of the magnetic hysteresis loop in a cold rolled non-oriented electric steel*, J Mater Sci (2011) 46:3282–3290.

- SILVA, F. E., GONÇALVES, L.L., FERREIRA, D.B.B., REBELLO, J.M.A., *Characterization of failure mechanism in composite materials through fractal analysis of acoustic emission signals*, Chaos, Solitons & Fractals 26 (2005), 481.
- SILVA, R. R., *Reconhecimento de Padrões de Defeitos de Soldagem em Radiografia Industriais*, Tese de DSc, PEMM / COPPE / UFRJ, RJ, Brasil, 2003.
- SILVA, R. R., *Radiografia Digital: Técnicas Convencionais e Avançadas, 1ª edição, São Paulo, ABENDI, 2010.*
- SIQUEIRA, M. H. S., MOREIRA, M. F., *Ensaio Não Destrutivo*, Universidade Petrobras, Escola de Ciência e Tecnologia ABAST, 2006.
- TESSER, J. A., LOPES, R. T., VIEIRA, A. P., GONÇALVES, L. L., REBELLO, J. M. A., *Fractal Analysis of Weld Defect Patterns Obtained by Radiographic Tests*, aceito para publicação AIP Conference Proceedings - Review of Progress in Quantitative Nondestructive Evaluation . ([arXiv:cond-mat/0612467v1](https://arxiv.org/abs/cond-mat/0612467v1) [cond-mat.mtrl-sci]), 18/12/2006.
- VASHISTA, V., PAUL, S., *Correlation between surface integrity of ground medium carbon steel with Barkhausen Noise parameters and magnetic hysteresis loop characteristics*, Materials and Design 30 (2009), 1595-1603.
- VIEIRA, A. P., MOURA, E. P., GONÇALVES, L. L., REBELLO, J. M. A., *Characterization of welding defects by fractal analysis of ultrasonic signals*, Chaos, Solitons and Fractals, 38 (2008). 748-754.
- WEBB, A. R., *Statistical Pattern Recognition*. Qinetiq Ltd., Malvern, UK; 2ed., 2002.