

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA
DO RIO DE JANEIRO



Giancarlo Luis Gómez Gonzáles

**Aplicação da Técnica SIFT para Determinação
de Campos de Deformações de Materiais**

Dissertação de Mestrado

Dissertação apresentada como requisito parcial para
obtenção do título de Mestre pelo Programa de Pós-
Graduação em Engenharia Mecânica da PUC-Rio.

Orientador: Marco Antonio Meggiolaro

Rio de Janeiro, setembro de 2010

Giancarlo Luis Gómez Gonzáles

**Aplicação da Técnica SIFT para Determinação
de Campos de Deformações de Materiais**

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do título de Mestre pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica da PUC-Rio. Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo assinada.

Prof. Marco Antonio Meggiolaro

Orientador

Departamento Engenharia Mecânica PUC-Rio

Prof. Jaime Tupiassú Pinho de Castro

Departamento Engenharia Mecânica PUC-Rio

Prof. Raul Queiroz Feitosa

Departamento de Engenharia Elétrica PUC-Rio

Prof. José Eugenio Leal

Coordenador Setorial do Centro Técnico Científico - PUC-Rio

Rio de Janeiro, setembro de 2010

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização da universidade, do autor e do orientador.

Giancarlo Luis Gómez Gonzáles

Graduado em Engenharia Eletrônica Universidad Nacional de San Agustín, Arequipa, Perú (2006).

Ficha Catalográfica

Gómez Gonzáles, Giancarlo Luis.

Aplicação da técnica SIFT para determinação de campos de deformações de materiais / Giancarlo Luis Gómez Gonzáles; orientador: Marco Antonio Meggiolaro. - 2010.

109 f. : il. (color.); 30 cm

Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica)– Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2010.

Incluí referências bibliográficas.

1. Engenharia mecânica – Teses. 2. SIFT. 3. Campos de deformações. 4. Visão computacional. 5. Problema inverso. I. Meggiolaro, Marco Antonio. II. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Engenharia Mecânica. III. Título.

Com muito carinho e afeto dedico este meu trabalho à minha família,
meu irmão Jonathan, minha irmã Yelka e a aos meus pais,
Luis e Mariela, pela fé, confiança e amor.

Agradecimentos

Muitos me ajudaram na realização deste trabalho, direta ou indiretamente, estando de alguma forma presente nestes dois anos que se passaram. Aos que se fizeram notáveis, seguem meus agradecimentos.

A Deus, que nunca abandona.

Ao meu orientador Professor Marco Antonio Meggiolaro, pelos diversos ensinamentos e ajuda no processo de elaboração do presente trabalho sem o que não teria sido possível concluir esta dissertação.

Aos professores do curso, em especial aos Professores Jaime Tupiassú, Raúl Feitosa, Marley Velasco, pelos ensinamentos e ajuda quando deles precisei.

À Pontifícia Universidade Católica de Rio de Janeiro e ao Curso de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, pelo ambiente acadêmico-científico favorável ao desempenho deste trabalho.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – CAPES, pelo fomento financeiro no Brasil.

Aos amigos e colegas do curso pelo conhecimento dividido, companheirismo, momentos de stress e diversão.

Aos amigos de sempre Alessandro e Gustavo, obrigado pela incondicional amizade.

À minha amiga Paula pelas acertadas aulas de português e pelo desprendido suporte e amizade.

E finalmente, á pessoa mais especial, aquela que é a direção e principal motor da minha vida, Luciana.

Resumo

Gómez Gonzáles, Giancarlo Luis; Meggiolaro, Marco Antonio. **Aplicação da Técnica SIFT na Determinação de Campos de Deformações em Materiais**. PUC-Rio, 2010. 109p. Dissertação de Mestrado - Departamento de Engenharia Mecânica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

Esta dissertação apresenta uma metodologia para medição visual de campos de deformações (2D) em materiais, por meio da aplicação da técnica SIFT (*Scale Invariant Feature Transform*). As imagens analisadas são capturadas por uma câmera digital em estágios diferentes durante o processo de deformação de um material quando este é submetido a esforços mecânicos.

SIFT é uma das técnicas modernas de visão computacional e um eficiente filtro para extração e descrição de pontos de características relevantes em imagens, invariantes a transformações em escala, iluminação e rotação. A metodologia é baseada no cálculo do gradiente de funções que representam o campo de deformações em um material durante um ensaio mecânico sob diferentes condições de contorno. As funções são calibradas com a aplicação da análise inversa sobre o conjunto de pontos homólogos de duas imagens extraídas pelo algoritmo SIFT. A formulação da solução ao problema inverso combina os dados experimentais fornecidos pelo SIFT e o método linear de mínimos quadrados para estimação dos parâmetros de deformação. Os modelos propostos para diferentes corpos de prova são avaliados experimentalmente com a ajuda de extensômetros para medição direta das deformações. O campo de deformações identificado pelo sistema de visão computacional é comparado com os valores obtidos pelos extensômetros e por simulações feitas no programa de Elementos Finitos ANSYS.

Os resultados obtidos mostram que o campo de deformações pode ser medido utilizando a técnica SIFT, gerando uma nova ferramenta visual de medição para ensaios mecânicos que não se baseia nas técnicas tradicionais de correlação de imagens.

Palavras-chave

SIFT; campos de deformações; visão computacional; problemas inversos.

Abstract

Gómez Gonzáles, Giancarlo Luis; Meggiolaro, Marco Antonio. **Application of the SIFT Technique for the Determination of Strain Fields in Materials.** PUC-Rio, 2010. 109p. M.Sc. Thesis - Departamento de Engenharia Mecânica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

This thesis presents a methodology for measurement of the strain fields in materials by applying the SIFT technique (Scale Invariant Feature Transform). The images analyzed are captured by a digital camera at different stages during the deformation process of a material when it is subjected to mechanical stress. SIFT is one of the modern techniques of computer vision and an efficient filter for extraction and description of relevant feature points in images, invariant to changes in scale, illumination and rotation.

The methodology is based on the calculation of the gradient of a function that represents the strain field in the material during a mechanical test under different boundary conditions. The functions are calibrated with the application of inverse analysis on the set of homologous points of two images extracted by the SIFT algorithm. The formulation of the solution to the inverse problem combines the experimental data processed by the SIFT and linear least squares method for the estimation of strain parameters. The proposed models for different specimens are evaluated experimentally with strain gauges for direct measurement of the deformations. The strain field identified by the computer vision system is compared with values obtained by strain gauges and simulations with the ANSYS finite element program. The proposed models for different types of measurements are experimentally evaluated with strain gages, including the estimation of mechanical properties.

The results show that the strain field can be measured using the SIFT technique, developing a new visual tool for measurement the mechanical tests that are not based on traditional techniques of image correlation.

Keywords

SIFT; strain field; computer vision; inverse problems.

Sumário

1 INTRODUÇÃO	16
1.1. Motivação	19
1.2. Metodologia	20
1.3. Objetivos	23
1.3.1. Objetivo Geral	23
1.3.2. Objetivos Específicos	23
1.4. Organização da Dissertação	24
2 CONCEITOS TEÓRICOS FUNDAMENTAIS	25
2.1. Princípios da Teoria da Elasticidade	25
2.1.1. Estado de Tensão	25
2.1.2. Estado de Deslocamento e Deformação	27
2.1.3. Componentes de Deformação em Coordenadas Cartesianas	28
2.1.4. Componentes de Deformação em Coordenadas Polares	31
2.2. Concentração de Tensões	32
2.2.1. Distribuição de Tensões da Placa infinita com Furo Circular	33
2.3. Solução de Mínimos Quadrados de Sistemas Lineares	35
2.3.1. Interpretação Geométrica	36
2.3.2. Cálculo da Solução por Mínimos Quadrados	36

3 TÉCNICAS ÓPTICAS NA MECÂNICA EXPERIMENTAL	38
3.1. Técnicas Interferométricas	38
3.1.1. Interferometria Digital de <i>Speckle</i> (ESPI)	38
3.1.2. Fontes de Erro na Medição com Interferometria	40
3.2. Técnicas de Correlação Digital	40
3.2.1. Correlação Digital de Imagens	40
3.2.2. Correlação Digital de <i>Speckles</i> Interferométricos	43
3.2.3. Problemas na Correlação Digital	44
3.3. Visão Computacional para Análise de Deformações	45
4 SIFT (Scale Invariant Feature Transform)	48
4.1. Etapas do Algoritmo SIFT	48
4.1.1. Detecção de Extremos	48
4.1.2. Localização Precisa de Pontos Chaves	51
4.1.3. Atribuição da Orientação dos Descritores	54
4.1.4. Construção do Descritor Local	57
4.2. <i>Matching</i> : Encontrando os Pontos em Comum	59
5 METODOLOGIA	61
5.1. Preparação do Corpo de Prova	62
5.2. Aquisição das Imagens	65
5.3. Pós-Processamento das Imagens	66
5.4. Determinação do Campo de Deformações	68
5.4.1. Estimativa da Função Deslocamento	68

5.4.2. Determinação dos Parâmetros de Deformação	70
5.4.3. Solução Aproximada por Mínimos Quadrados	71
5.4.4. Cálculo da Solução de Mínimos Quadrados	73
5.5. Campo de Deformações em uma Placa com Furo Circular	73
5.5.1. Identificação dos Parâmetros de Deformação	73
5.5.2. Deslocamentos na Placa com Furo	75
5.5.3. Solução Aproximada por Mínimos Quadrados	77
6 SIMULAÇÕES	80
6.1. Campo de Deformações Uniforme	81
6.2. Campo de Deformações Variável	82
6.3. Campo de Deformações de uma Placa com Furo Central	84
7 RESULTADOS EXPERIMENTAIS	90
7.1. Determinação do Módulo de Elasticidade	90
7.1.1. Resultados	91
7.2. Determinação do Coeficiente de Poisson	95
7.2.1. Resultados	97
7.3. Considerações Gerais	100
8 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	102
9 REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	104

Lista de figuras

Figura 2.1 Elemento cúbico sujeito a tensões nas faces (Timoshenko & Goodier, 1970).	26
Figura 2.2 Estrutura original e deformada (Fonte: Laier e Barreiro, 1983).	27
Figura 2.3 Elemento infinitesimal de um corpo elástico (Timoshenko & Goodier, 1970).	28
Figura 2.4 Deformações no plano xy (Timoshenko & Goodier, 1970).	29
Figura 2.5 Deslocamentos em coordenadas polares xy (Timoshenko & Goodier, 1970).	31
Figura 2.6 Geometria de uma placa infinita com um furo circular cilíndrico submetido a uma tensão remotamente uniforme.	33
Figura 2.7 Distribuição de $\sigma_r(r, \pi/2)$ e de $\sigma_\theta(r, \pi/2)$ (Castro & Meggiolaro, 2009).	34
Figura 2.8 Interpretação geométrica da solução por mínimos quadrados (Anton & Rorres, 2001).	36
Figura 3.1 Padrão de granulado característico (esquerda), deformado (centro) e franjas de correlações resultantes da superposição dos granulados característicos e deformado (Pires et al., 2006).	38
Figura 3.2 Típica montagem de um sistema de interferometria.	39
Figura 3.3 Montagem experimental para DIC (Lecompte, 2006).	41
Figura 3.4 Diagrama esquemático do funcionamento do algoritmo de Correlação Digital de Imagens.	42
Figura 3.5 Montagem experimental para DSCM (Guo et al., 2008).	44
Figura 4.1 Exemplos de aplicação dos filtros. Imagem de padrão de granulados	

(esquerda), filtro Gaussiano (centro), e resultado da Diferença de Gaussianas (direita).	49
Figura 4.2 Representação do procedimento de obtenção das Diferenças de Gaussianas DoG para diversas oitavas de uma imagem. (Lowe 2004).	50
Figura 4.3 Detecção de extremos no espaço-escala (Lowe, 2004).	51
Figura 4.4 Pontos-chaves localizados em duas imagens, antes e após uma deformação trativa na direção vertical	54
Figura 4.5 Histograma de orientações de um ponto-chave.	55
Figura 4.6 Atribuição de orientação e magnitude a cada ponto-chave.	56
Figura 4.7 Mapa de gradientes para $n = 2$ regiões e $k = 4$ pixels. (Lowe, 2004).	57
Figura 4.8 Construção do descritor para um ponto-chave de 2×2 com 48 elementos (Lowe, 2004).	58
Figura 4.9 Processo de correspondência entre duas imagens através da técnica SIFT.	59
Figura 5.1 Programa desenvolvido na plataforma Matlab®.	62
Figura 5.2 Superfície arranhada (esquerda) e pontos-chave / gradientes localizados pelo SIFT (direita).	63
Figura 5.3 Superfície preta pulverizada com tinta branca (esquerda) e pontos-chaves / gradientes localizados pelo SIFT (direita).	64
Figura 5.4 Montagem do sistema.	65
Figura 5.5 Correspondência ou <i>matching</i> . Exibem-se as linhas que ligam os pontos-chave correspondentes entre duas imagens.	67
Figura 5.6 Corpo sujeito a uma deformação em x : estado inicial e estado final.	68
Figura 5.7 Imagem inicial (original, antes da deformação) e imagem final (após a deformação).	69

Figura 5.8 Deslocamento radial [<i>mm</i>] e deslocamento tangencial [<i>rad</i>].	75
Figura 5.9 Imagem inicial (antes da deformação) e imagem final (após deformação) em coordenadas polares.	75
Figura 6.1 Imagens de uma peça metálica com furo.	80
Figura 6.2 Localização de pontos-chave pelo SIFT.	81
Figura 6.3 Imagem original e final, depois da aplicação de deslocamentos bidirecionais.	82
Figura 6.4 Imagem original e final, depois da aplicação de deslocamentos bidirecionais.	83
Figura 6.5 Imagem criada artificialmente de uma placa com furo	84
Figura 6.6 Imagem final deformada após a aplicação de deslocamentos bidirecionais associados a uma tensão nominal σ_n na direção horizontal.	86
Figura 6.7 Simulação da distribuição do campo de deformações de uma placa com furo central, para uma tensão nominal $\sigma = 9KN$.	87
Figura 6.8 Gráfico dos erros na medição visual da deformação associados à resolução.	89
Figura 7.1 Extensômetro Instron montado no corpo de prova.	91
Figura 7.2 Montagem experimental do corpo de prova cilíndrico de alumínio.	92
Figura 7.3 Montagem experimental do corpo de prova cilíndrico de aço, lixado para gerar texturização.	93
Figura 7.4 Curva tensão–deformação para o corpo de prova de alumínio, com deformações medidas pelo <i>strain gage</i> e pelo sistema visual.	94
Figura 7.5 Curva tensão–deformação para o corpo de prova de aço, com deformações medidas pelo <i>strain gage</i> e pelo sistema visual.	94

Figura 7.6 Extensômetro colável de resistência elétrica, modelo roseta dupla a 90°.	96
Figura 7.7 Montagem experimental do corpo de prova.	97
Figura 7.8 Montagem experimental do corpo de prova.	98
Figura 7.9 Valores do coeficiente de Poisson, com deformações medidas pela roseta extensométrica (<i>strain gage</i>) e pelo sistema visual.	100
Figura 7.10 Valores do coeficiente de Poisson, com deformações medidas pela roseta extensométrica (<i>strain gage</i>) e pelo sistema visual.	100

Lista de tabelas

Tabela 6.1 Resultados dos parâmetros de deformação para o caso de uma deformação uniforme.	82
Tabela 6.2 Resultados dos parâmetros de deformação para o caso de uma deformação variável.	84
Tabela 6.3 Geometria da placa simulada	85
Tabela 6.4 Propriedades mecânicas adotadas.	85
Tabela 6.5 Resultados da estimação dos parâmetros de deformação para diferentes resoluções virtuais.	88
Tabela 7.1 Geometria do corpo de prova circular	91
Tabela 7.2 Módulo de Elasticidade em diferentes níveis de deformação.	92
Tabela 7.3 Módulo de Elasticidade em diferentes níveis de deformação.	93
Tabela 7.4 Resultados experimentais do Modulo de Elasticidade para o aço e alumínio.	95
Tabela 7.5 Geometria do corpo de prova plano.	96
Tabela 7.6 Dimensões do extensômetro elétrico utilizado.	97
Tabela 7.7 Coeficiente de Poisson para diferentes níveis de deformação	98
Tabela 7.8 Relação de Poisson para diferentes níveis de deformação.	99
Tabela 7.9 Tempos de execução do programa desenvolvido.	101

1 INTRODUÇÃO

Fadiga é um tipo de falha mecânica que pode ocorrer após um período ao qual o material é submetido a tensões e deformações cíclicas. Durante este processo, os materiais sofrem danos progressivos e paulatinos, mesmo sob tensões inferiores à resistência ao escoamento. Os efeitos podem variar desde a iniciação de uma trinca, até a sua propagação e eventual fratura da peça (Dowling, 1999).

Fadiga é um importante mecanismo de falha para a grande maioria das falhas estruturais que ocorrem na prática. O seu dimensionamento requer técnicas de análise do campo de tensões e deformações, de avaliações de resistências, e de acúmulo de dano. Neste sentido, a modelagem das falhas por fadiga requer precisão e confiabilidade, já que a sua ocorrência é geralmente catastrófica e irreversível, e não tende a gerar avisos prévios de falha iminente, pois esta pode ocorrer até mesmo de modo frágil, ou seja, sem deformação plástica aparente (Castro & Meggiolaro, 2009).

O projeto à fadiga é muito usado em análise estrutural. Através de análises, determinam-se as propriedades do material necessárias para satisfazer determinados critérios de projeto, com o objetivo de aumentar sua vida útil.

Um tópico importante na avaliação das propriedades mecânicas em ensaios de tração, de fadiga ou de fratura, está na medição de deformações dos materiais ensaiados. A utilização de extensômetros convencionais (*strain gages*) é apropriada para a medição de deformações uniformes ou com baixos gradientes espaciais, no entanto apresenta dificuldades na medição de altos gradientes de deformações, que exigiriam extensômetros de dimensões muito reduzidas.

Medições de campos de deslocamento e deformações tanto locais quanto globais são desejáveis em diferentes aplicações. Diversas técnicas podem ser usadas, dentre as quais se destacam os métodos ópticos, que adquirem cada vez mais importância pela sua flexibilidade e adaptabilidade às mais diversas

situações de medição. As técnicas interferométricas, comumente empregadas em mecânica experimental, têm como principais virtudes o fato de serem não destrutivas e remotas (não envolvendo contato entre o componente e o sistema de medição), permitindo a visualização de campos completos de deslocamentos e de deformações em superfícies, independentes do material, e com uma medição de precisão apenas limitada pela resolução da câmera e da qualidade dos componentes ópticos.

Em particular, as técnicas de Interferometria por Correlação de *Speckle* (ESPI - *Electronic Speckle Pattern Interferometry* ou DSPI - *Digital Speckle Pattern Interferometry*), Correlação Digital de *Speckle* (DSCM *Digital Speckle Correlation Method*) e Correlação Digital de Imagens merecem destaque pela aplicabilidade em diversos campos da mecânica experimental (Chu et al., 1985; Berfield et al., 2007; Guo et al., 2008).

A interferometria baseada no efeito *speckle* (ES, ou efeito granulado) é uma técnica de longa existência (Jones and Wykes, 1983). Estudos pioneiros na área datam do século XIX. No entanto, foi a construção do primeiro laser nos anos 1960 que deu novo impulso às pesquisas, pois a alta coerência luminosa provocava o surgimento do fenômeno do ES (Jones and Wykes, 1983). A possibilidade de utilizar o ES para inferir a integridade da estrutura em estudo reside no fato de que o padrão de granulado resultante (existente no campo de luz espalhada ou observada em algum plano-imagem de um sistema de gravação) é capaz de ser uma soma de dois ou mais campos de granulado, gravados em momentos diferentes. Neste caso, o procedimento de gravação representa uma técnica fotográfica convencional de registro de uma superfície opticamente rugosa iluminada com luz laser. Por isto, a técnica recebe o nome de Fotografia *Speckle*.

Algumas técnicas relacionadas ao ES são aplicadas nos mais diversos ramos da atividade humana tais como a biologia, astronomia, indústria e medicina (Jones and Wykes, 1983). Dentre as diversas aplicações destaca-se a aplicação na Engenharia Mecânica e de Materiais com respeito a ensaios não destrutivos para medição de pequenos campos de deslocamentos e deformações (Vannoni and Molesini, 2004; Moore, 2004).

A Correlação Digital de Imagens é, de certo modo, o equivalente digital da fotografia *speckle*. Os primeiros experimentos com a utilização de técnicas de correlação na fotogrametria têm suas raízes por volta dos anos 1950, mas foi somente na década de 1980, devido aos avanços eletrônicos e computacionais, que os processos fotogramétricos iniciaram sua evolução para os meios digitais, permitindo a automação de algumas tarefas como, por exemplo, a busca de pontos homólogos entre imagens (Schenk, 1999).

A Correlação Digital de Imagens foi concebida no início dos anos 1980. Na literatura, Peters e Ranson (1982) foram os primeiros a empregá-la para medição de pequenos deslocamentos em superfícies de materiais e cálculo de tensões, e tem sido bem desenvolvida e aperfeiçoada nas duas últimas décadas (Sutton et al., 1988; Lu et al., 2000). Esta técnica, baseada em áreas da imagem, utiliza uma superfície granulada, i.e. com algum padrão tipo *speckle*, como portadora de informação, e um *software* de correlação sobre duas imagens de um material durante transformação mecânica, obtidas com ajuda de câmeras CCD de alta resolução. O princípio de funcionamento consiste em comparar uma imagem digital da superfície deslocada ou deformada com a imagem original usando uma função matematicamente bem definida de correlação com base em um subconjunto de *pixels*, o que permite determinar o deslocamento ocorrido entre os dois estados, antes e após a deformação (Sánchez-Arévalo and G. Pulos, 2008; Po-Chih Hung et al., 2003). Também é possível encontrar na literatura diversos trabalhos que abordam o estudo na mecânica estrutural com resultados satisfatórios (Vanlanduit et al., 2009; Ozelo et al., 2009, Kirugulige et al., 2007) .

Recentemente, um novo tipo de técnica para ensaios não-destrutivos foi proposta, a Correlação de *Speckle* Digital (DSCM) por Yamaguchi, Peters e Ranson, aperfeiçoado em laboratório (Gao and Zhou, 1995). Esta é uma técnica de desenvolvimento rápido da Fotomecânica, com base na correlação de imagem digital e as propriedades do laser *speckle*. Tem a vantagem de não envolver contato, fazendo uso de uma simples configuração óptica, não mostrando sensibilidade à iluminação nem vibração, e sua natural ligação com o processamento de imagens permite processar uma maior quantidade de dados com rapidez e precisão (Synnergren e Sjodahl, 1999). A DSCM tem sido amplamente utilizada para medição de deslocamentos e tensões em ensaios não destrutivos,

sendo uma ferramenta de grande aplicação na Mecânica Experimental (Lu, 1998; Guo et al., 2008; Dai et al., 2005; Zhang et al., 1999).

Um dos pressupostos importantes destas técnicas de Correlação Digital baseada em áreas é o deslocamento uniforme ou pequeno deslocamento de um conjunto de *pixels* selecionado durante o processo de correlação de duas imagens. Neste pressuposto, um subconjunto do padrão de granulado (*speckle*) na superfície do material, cuja imagem será relacionada a um conjunto de *pixels*, não poderá variar demais a sua forma, ou seja, durante a deformação, a distribuição dos níveis de cinza precisa ser similar antes e após o carregamento. Mas, no caso de medições de campos de deformações muito grandes, este pressuposto não pode ser obedecido, e a forma do subconjunto é alterada. Em aplicações práticas, isto incrementa o erro nas medições e, em consequência, reduz a precisão nos dados de deslocamentos obtidos. Recentemente, muitos trabalhos de pesquisa foram concentrados em melhorar a precisão nas medições ou na identificação, compensação ou remoção de dados ruidosos presentes (Meng et al., 2007, Jin et al., 2003).

1.1. Motivação

O uso das técnicas ópticas na área de mecânica experimental não é novidade. Elas vêm sendo aplicadas há várias décadas no estudo de propriedades de materiais e na análise de tensões. O atual desenvolvimento das câmeras digitais com o conseqüente aumento da resolução CCD (*Charge-Coupled Device*) permitiu que as técnicas de Correlação Digital se tornassem mais efetivas e versáteis em suas aplicações.

Alguns *softwares* comerciais estão disponíveis (e.g. VIC2D e ARAMIS) para este propósito. Contudo, tais *softwares* possuem alto custo, e requerem um *hardware* específico para um determinado tipo de experimento, tornando mais complexo o processo experimental.

Por este motivo, seguindo a tendência moderna da mecânica experimental no desenvolvimento de novas técnicas e no melhoramento das técnicas experimentais existentes, sugere-se a integração de técnicas modernas de processamento de imagens como ferramentas de coleta e manipulação de dados. A

partir destes dados, podem-se determinar diferentes parâmetros, caracterizando a deformação de um objeto. Além disso, é importante desenvolver modelos e algoritmos computacionais necessários para tal tarefa, de maneira que após a sua validação estes possam ficar mais acessíveis ao uso comum e serem utilizados pelos próprios alunos visando novas investigações úteis tanto ao meio acadêmico quanto à indústria.

1.2. Metodologia

Na presente dissertação, propõe-se uma nova abordagem para determinar campos de deformações (2D) baseada na correspondência de pontos homólogos entre imagens, utilizando as imperfeições próprias da superfície ou algum tipo de caracterização prévia. Uma forma para se trabalhar com correspondência de imagens é utilizar descritores locais para representar diferentes regiões de uma imagem. Utiliza-se a transformada SIFT (*Scale Invariant Feature Transform*), que é uma técnica moderna da visão computacional desenvolvida por David Lowe, professor do Departamento de Ciência da Computação da *University of British Columbia* do Canadá (Lowe, 1999).

A técnica SIFT é capaz de detectar pontos característicos em uma imagem formando descritores com propriedades robustas a variações como rotação, mudança de escala, iluminação e ponto de vista da câmera, sendo altamente distintivos e podendo ser utilizados para fazer correspondência de diferentes visões de um objeto ou cena, com alta probabilidade de acerto (Lowe, 2004). Tem sido utilizada com sucesso em aplicações tais como: reconhecimento específico de objetos em imagens 2D, reconstrução 3D, segmentação e rastreamento de movimento, localização de robôs móveis, reconstrução panorâmica de imagens, e calibração epipolar (Fernandes, 2008; Sujan et al., 2008; Tamimi et al., 2005). Quando SIFT é utilizado em Robótica, normalmente não há pré-processamento devido à sua robustez frente aos ruídos que poderiam afetar as imagens. Por exemplo, se a iluminação da cena não é ótima, o SIFT conseguirá detectar poucos pontos nas zonas escuras da imagem, mas com a vantagem de estarem bem localizados.

A técnica SIFT pode ser aplicada a qualquer tarefa que exija identificação de pontos correspondentes entre duas ou mais imagens. Muitos trabalhos têm sido

desenvolvidos em diversas aplicações, principalmente na área da Robótica. No entanto, a utilização da técnica SIFT em problemas da mecânica estrutural não foi encontrada na literatura.

A metodologia aqui proposta para atender o objetivo deste trabalho consiste, primeiramente, da utilização dos descritores SIFT para localizar pontos característicos correspondentes entre duas imagens do material obtidas em estados diferentes de deformação durante um ensaio mecânico. Um dos aspectos importantes da técnica SIFT é a geração de um número grande de descritores que conseguem cobrir densamente uma imagem. A quantidade de descritores é particularmente importante para ter uma solução estável na determinação de deslocamentos e deformações. Para isto, é fundamental a caracterização prévia da superfície do corpo de prova, utilizando uma técnica de aplicação capaz de gerar características (“granulações” ou *speckles*) suficientes em toda a área analisada para realizar a correspondência entre imagens diretamente com luz natural, sem a necessidade de se basear em variações de brilho, sem precisar utilizar laser para a obtenção do efeito granulado, e sem qualquer tipo de iluminação estruturada.

Neste trabalho, foram testados dois procedimentos para a caracterização da superfície do corpo de prova. Primeiramente, através do lixamento aleatório da superfície metálica do material. A idéia é utilizar as imperfeições e riscos como possíveis pontos-chaves na correspondência de imagens. Em seguida, uma técnica para criação de padrões aleatórios artificiais é também testada. A técnica se baseia na aplicação de tinta acrílica pulverizada sobre a superfície do material a medir. O objetivo é gerar padrões similares aos padrões granulados com uma estrutura reconhecível e em uma escala adequada para uma solução eficaz do problema. Em Chousal et al. (2004) e Yamaguchi et al. (2007) foi testada a Correlação Digital de Imagens (sem o uso da técnica SIFT) com a utilização de tinta branca de fundo e salpicos de tinta preta sobre a superfície do corpo de prova, com resultados satisfatórios.

A eficiência dos padrões granulados e a sua influência nas medições de deslocamentos com respeito ao tamanho dos granulados formados têm sido mostradas em diversos estudos (Lecompte et al., 2005). Diversas técnicas de criação artificial de padrões aleatórios em escala reduzida para aplicação da

Correlação Digital são reportadas na literatura (Scrivens et al., 2007). No desenvolvimento desta técnica, faz-se necessário um sistema óptico de boa resolução para capturar imagens da superfície do espécime antes e depois de sofrer os esforços. As imagens são então processadas e, através das informações extraídas, é possível obter os campos de deformação e deslocamento.

Nos ensaios mecânicos e análise de tensões estruturais, a distribuição do campo completo de deformações é usualmente calculada por diferenciação do campo de deslocamentos, e esta operação pode conter dados ruidosos, produto de uma ineficiente estimação dos deslocamentos. O uso de problemas inversos para obtenção dos campos é preferível nestes casos. Problemas inversos na mecânica experimental tiveram um expressivo aumento nas últimas décadas com aplicações em diferentes áreas tais como transferência de calor, análise modal, integridade e monitoramento estrutural, entre outras (Nunes et al., 2009). Entende-se por solução do problema inverso encontrar parâmetros da entrada de um modelo a partir de dados experimentais de medições das saídas geradas, e desta maneira poder reproduzir o fenômeno observado através de um modelo matemático. Com o desenvolvimento de técnicas experimentais capazes de medir campos completos, o processo de ajustar os dados experimentais com modelos analíticos e numéricos se tornou mais atraente, ao invés de utilizar medidas pontuais.

Na metodologia aqui proposta, o problema inverso é formulado para a obtenção de parâmetros de deformação através da utilização do método linear de mínimos quadrados. Este método ajusta uma função proposta ao conjunto de pontos discretos obtidos experimentalmente e processados automaticamente pela técnica SIFT. A estimação dos parâmetros é realizada de acordo com o critério de mínimo erro quadrático, que associa a solução analítica ao deslocamento dos pontos homólogos extraídos de duas imagens em estágios diferentes durante o processo de deformação do material, quando este é submetido a tensões diversas (e.g. tração, compressão, flexão, dependendo do ensaio mecânico a ser realizado). Finalmente, através do cálculo das derivadas parciais da função solução aproximada, produto do ajuste por mínimos quadrados, é possível representar as deformações que ocorrem no plano da superfície do material. Os resultados serão mostrados em uma implementação feita em Matlab®, por ser uma linguagem que

possui ferramentas (*toolboxes*) com maior facilidade para manipulação de matrizes, muito usadas para tratamento de imagens.

Foram desenvolvidos os experimentos necessários que permitissem, então, validar e verificar a capacidade de medição da metodologia apresentada. Os resultados são comparados com os valores teóricos, valores obtidos pela extensometria e propriedades mecânicas do material.

Com a proposição desta metodologia, pretende-se obter como resultado uma técnica que realize um processamento “rápido” e eficiente na correspondência de pontos característicos homólogos contidos nas imagens, uma vez que isso facilitará o cálculo de campos de deformações apresentando uma solução confiável, visando novas investigações na área da mecânica estrutural.

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo Geral

- a) Desenvolver e implementar computacionalmente uma metodologia para determinação de campos de deformações em materiais, utilizando principalmente a técnica SIFT para o pós-processamento das imagens.

1.3.2. Objetivos Específicos

- a) Obter um sistema com uma resolução espacial suficiente para medições locais na região de interesse e a capacidade de captação campos não-uniformes de deformações (2D), sem contato com o corpo de prova, e sem uma custosa preparação experimental;
- b) Não necessitar de correlação de padrões obtidos com algum tipo de luz polarizada, luz coerente, ou alguma iluminação estruturada;
- c) Obter um método para a correlação das imagens que seja robusto a pequenas translações, que ocorrem devido ao deslocamento do corpo de prova causado pela própria deformação, mudanças de iluminação, e eventuais rotações;
- d) Integrar toda a metodologia implementada num programa final desenvolvido em ambiente Matlab® 7.0, que servirá como um programa

interativo para o ensino do método, de modo a facilitar a sua utilização e a automatizar o cálculo da solução no plano bidimensional; e

e) Avaliar experimentalmente o potencial da metodologia desenvolvida.

1.4. Organização da Dissertação

A presente dissertação está dividida em sete capítulos, conforme descrito a seguir.

O primeiro capítulo trata de uma breve introdução dos principais tópicos a serem tratados, bem como a apresentação dos objetivos.

O segundo capítulo é uma revisão da literatura envolvendo os conceitos teóricos mais importantes contidos no desenvolvimento do projeto.

No terceiro capítulo é feita uma revisão das principais técnicas ópticas utilizadas na mecânica experimental.

O quarto capítulo relata o funcionamento da técnica SIFT (*Scale Invariant Feature Transform*), ferramenta principal da metodologia apresentada neste trabalho.

O quinto capítulo descreve a utilização da técnica SIFT para extração e correlação automática de pontos relevantes nas imagens, e os detalhes da dedução da metodologia proposta para determinação do campo de deformações do material testado.

No sexto capítulo são mostrados os resultados da aplicação da metodologia desenvolvida em simulações baseadas em imagens modificadas artificialmente.

No sétimo capítulo é feita a avaliação efetiva da proposta através de experimentos realizados em laboratório em materiais sob carregamentos de tração. Os resultados obtidos são apresentados e analisados.

Finalmente, no oitavo capítulo são apresentadas as conclusões e recomendações abstraídas durante o desenvolvimento desta dissertação.

2

CONCEITOS TEÓRICOS FUNDAMENTAIS

Este capítulo está dividido em três partes. A primeira é dedicada aos fundamentos da Teoria da Elasticidade, em particular da Elasticidade Linear. A segunda parte trata dos conceitos de concentração de tensões necessários para a aplicação da metodologia proposta em componentes contendo entalhes. E a terceira parte trata da aplicação do método de mínimos quadrados linear na solução de um sistema sobredeterminado.

2.1. Princípios da Teoria da Elasticidade

A teoria da elasticidade linear estuda as tensões, deformações e deslocamentos de um corpo, considerado elástico, causadas pela ação de forças externas (Timoshenko & Goodier, 1970).

O comportamento das estruturas é descrito por meio de hipóteses básicas da teoria clássica quanto à distribuição das tensões ou das deformações:

- a matéria de um corpo é distribuída continuamente, i.e., não se considera a micro estrutura do material com grãos de cristais, poros, vácuo, fissuras, etc; assim, as tensões, deformações e deslocamentos são contínuos; e
- a matéria é homogênea, i.e., o menor elemento extraído do corpo possui as mesmas propriedades físicas que o todo, e isotrópica, i.e., as propriedades elásticas são as mesmas em todas as direções.

2.1.1. Estado de Tensão

A resistência de um material está relacionada à sua capacidade de resistir às forças aplicadas evitando-se, desta maneira, fratura ou deformação acentuada. Quando uma força externa age sobre um corpo sólido, uma força interna deste corpo reagirá em igual magnitude e em direção contrária àquela força externa.

Esta força externa é chamada de carga ou carregamento. Do ponto de vista prático, tensão é a reação de um determinado material diante de um carregamento sendo diretamente proporcional à carga aplicada e inversamente proporcional à geometria (Meyers & Chawla, 1982).

As tensões podem ser definidas de acordo com sua direção e magnitude. Em relação à sua direção, as tensões podem ser classificadas em três tipos: de tração, de compressão, ou de cisalhamento, e suas distribuições podem ser observadas através das deformações ocorridas no corpo.

A tensão de tração é causada por uma carga que tende a distender ou alongar o corpo. A tensão de tração, ou trativa, é sempre acompanhada por uma deformação por tração. Se um corpo é submetido a uma força que tende a comprimi-lo ou encurtá-lo, a resistência interna a esta força ou carga é chamada de tensão de compressão que, por sua vez, é sempre acompanhada por uma deformação por compressão. Convenciona-se em Engenharia Mecânica que a tensão normal será positiva quando produzir tração, e negativa no caso de compressão. A tensão de cisalhamento ou de torção é definida como a tensão que tende a resistir ao movimento de torção ou de deslizamento de uma porção do corpo sobre a outra.

Considere um elemento cúbico muito pequeno num ponto P (Figura 2.1), com as faces paralelas aos eixos coordenados.

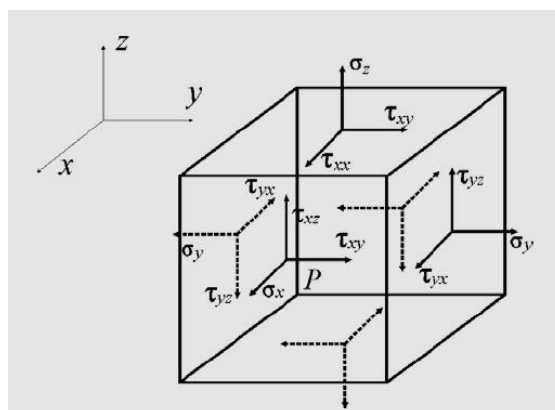


Figura 2.1 Elemento cúbico sujeito a tensões nas faces (Timoshenko & Goodier, 1970).

As letras σ e τ são utilizadas para representar a tensão normal e a tensão cisalhante sendo que, para identificar a direção do plano no qual a tensão está atuando, são usados índices subscritos a estas letras.

2.1.2. Estado de Deslocamento e Deformação

Considere-se uma estrutura sob efeito de uma solitação genérica. Devido a esta mudança da configuração inicial, a estrutura altera a sua forma que, de maneira exagerada, é ilustrada na Figura 2.2.

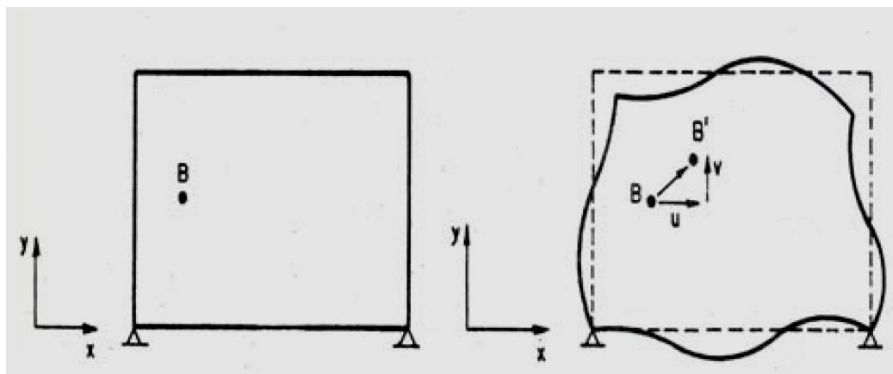


Figura 2.2 Estrutura original e deformada (Fonte: Laier e Barreiro, 1983).

A mudança inicial de um ponto B que possa representar a configuração geométrica de uma peça estrutural plana em relação a um sistema de referência fixo para uma nova posição B' , como mostra a Figura 2.2, é chamado de Estado de Deslocamento.

O deslocamento do ponto B para B' pode não apenas gerar uma translação de corpo rígido de toda a peça, mas também alterar a configuração geométrica natural da estrutura, fazendo com que a peça se deforme. Com isso, ocorre um novo estado denominado Estado de Deformação.

Entende-se por deformação a mudança da configuração espacial ao longo da variação do tempo de um corpo em relação a um referencial, mediante esforços e tensões externos aplicados a este objeto. Supondo-se haver continuidade antes e depois da deformação, pode-se afirmar que existem duas funções contínuas $u(x, y)$ e $v(x, y)$ que descrevem os movimentos dos pontos da estrutura no caso plano e, para um caso tridimensional, o vetor de deslocamento de cada partícula do corpo deformado apresenta as três componentes definidas como u, v, w paralelos aos eixos de coordenadas x, y, z , respectivamente. Portanto, um ponto que estiver

inicialmente na posição (x, y, z) se moverá ao ponto $(x+u, y+v, z+w)$. Em geral u, v, w são funções de x, y, z .

O alongamento ou encurtamento de um corpo por unidade de comprimento é chamado de deformação linear (ϵ) ou alongamento unitário (Popov, 1978). Sendo \ln , a função logarítmica em base e , a deformação real em um ponto é definida como a relação entre o incremento total e o comprimento inicial, i.e,

$$\epsilon = \ln\left(1 + \frac{\Delta l}{l_0}\right) \quad (2.1)$$

onde: Δl , variação do comprimento do corpo; e l_0 , valor inicial de comprimento do corpo.

Deformação é um valor adimensional, geralmente expresso mm/mm ou em $\mu m/\mu m$, mas também pode ser representada em porcentagem. As deformações podem ser tanto elásticas como plásticas (ou permanentes), ou uma combinação destas duas. As deformações elásticas são reversíveis e desaparecem quando a força é removida. Já as deformações plásticas são irreversíveis e relacionadas com o deslocamento dos átomos internos do material.

2.1.3. Componentes de Deformação em Coordenadas Cartesianas

Considere um corpo sólido e contínuo sujeito a uma deformação provocada por um conjunto de forças, que o faz passar de um estado inicial para um estado final. Assuma um sistema tridimensional em que o elemento original é um prisma retangular de dimensões dx, dy e dz (Fig. 2.3).

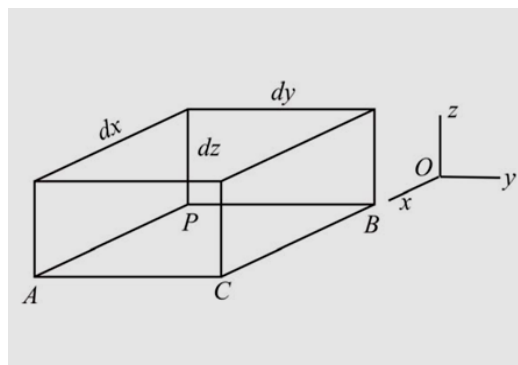


Figura 2.3 Elemento infinitesimal de um corpo elástico (Timoshenko & Goodier, 1970).

Na Fig. 2.4 observa-se o que acontece com este corpo após sofrer deformação no plano xy , onde:

$u + \frac{\partial u}{\partial x} dx$: é o deslocamento linear de A na direção x ;

$v + \frac{\partial v}{\partial y} dy$: é o deslocamento linear de B na direção y ;

$u + \frac{\partial u}{\partial y} dy$: é o deslocamento angular de B na direção x ;

$v + \frac{\partial v}{\partial x} dx$: é o deslocamento angular de A na direção y ;

u : é a componente do deslocamento de P na direção x ;

v : é a componente do deslocamento de P na direção y ;

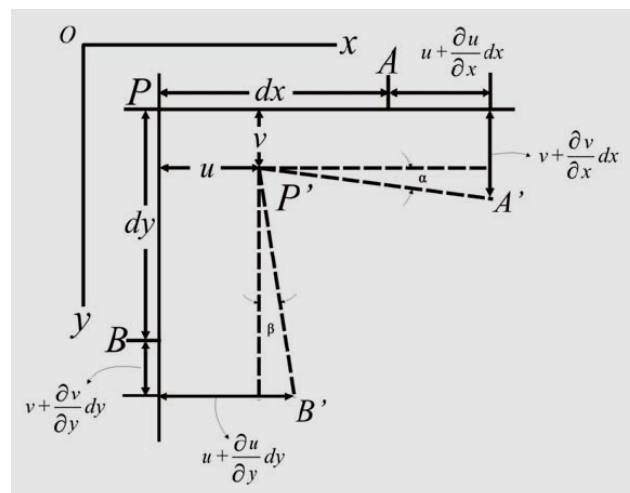


Figura 2.4 Deformações no plano xy (Timoshenko & Goodier, 1970).

Inicialmente, os pontos P e A estão separados por uma distância inicial de dx . Estes pontos, como resultado da força, são deslocados aos pontos P' e A' . O deslocamento de A' na direção x é

$$u + \frac{\partial u}{\partial x} dx \quad (2.2)$$

enquanto que o deslocamento do ponto P na direção x é o deslocamento u da origem. O aumento do comprimento do elemento PA devido à deformação é, portanto, a diferença entre os deslocamentos de A' e P ,

$$(\partial u / \partial x) \cdot dx \quad (2.3)$$

Consequentemente, o alongamento unitário ou deformação linear unitária no ponto P na direção x , assumindo-se que dx é infinitesimal, vale

$$\varepsilon_x = \ln\left[1 + \frac{(\partial u / \partial x) \cdot dx}{dx}\right] = \ln\left(1 + \frac{\partial u}{\partial x}\right) \cong \frac{\partial u}{\partial x} \quad (2.4)$$

Do mesmo modo, os alongamentos unitários nas direções y e z podem ser deduzidos.

Verifica-se ainda que o ângulo inicialmente reto APB sofreu redução proporcional a

$$\frac{\partial v}{\partial x} + \frac{\partial u}{\partial y} \quad (2.5)$$

Esta grandeza representa a deformação angular entre os planos xy e yz , e chama-se também de deformação por cisalhamento ou distorção, e é representada pela letra grega γ . Da mesma maneira, podem-se obter as distorções entre os planos xy e xz entre os planos yx e yz .

Portanto, um estado de deformação pode ser caracterizado pelas seis componentes do vetor deformação associadas às três direções no espaço. Estas componentes são definidas de acordo com o campo de deslocamentos (u , v , w):

$$\varepsilon_x = \frac{\partial u}{\partial x} \quad (2.6)$$

$$\varepsilon_y = \frac{\partial v}{\partial y} \quad (2.7)$$

$$\varepsilon_z = \frac{\partial w}{\partial z} \quad (2.8)$$

$$\gamma_{xy} = \frac{\partial u}{\partial y} + \frac{\partial v}{\partial x} \quad (2.9)$$

$$\gamma_{xz} = \frac{\partial u}{\partial z} + \frac{\partial w}{\partial x} \quad (2.10)$$

$$\gamma_{yz} = \frac{\partial v}{\partial z} + \frac{\partial w}{\partial y} \quad (2.11)$$

2.1.4. Componentes de Deformação em Coordenadas Polares

A fim de determinar os deslocamentos em coordenadas polares, útil em problemas axissimétricos, vamos definir u e v como os parâmetros dos deslocamentos nas direções radiais e tangenciais, respectivamente, vide Figura 2.5.

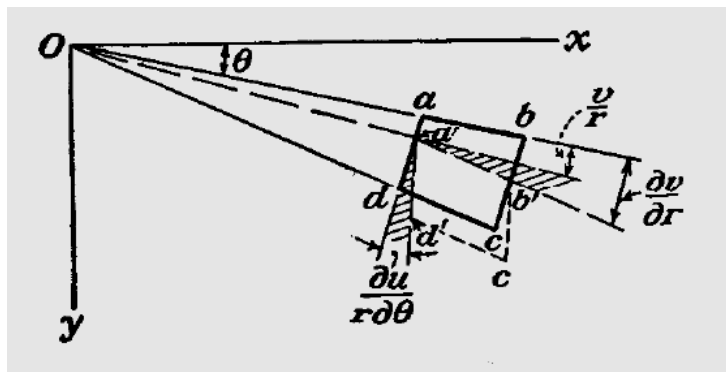


Figura 2.5 Deslocamentos em coordenadas polares xy (Timoshenko & Goodier, 1970).

Se u é o deslocamento radial do lado ad do elemento $abcd$ (Figura 2.5), o deslocamento radial do lado bc é $u + (\partial u / \partial r) dr$. Então, o alongamento unitário do elemento $abcd$ na direção radial é definido por:

$$\varepsilon_r = \ln\left[1 + \frac{(\partial u / \partial r) \cdot dr}{u}\right] = \ln\left(1 + \frac{\partial u}{\partial r}\right) \cong \frac{\partial u}{\partial r} \quad (2.12)$$

A deformação na direção tangencial depende não só do deslocamento v , mas também do deslocamento radial u . Assumindo, por exemplo, que os pontos a e d do elemento $abcd$ têm apenas o elemento u do deslocamento radial, o novo comprimento do arco ad é $(r + u) d\theta$ e a deformação tangencial é, portanto,

$$\frac{(r + u)d\theta - rd\theta}{rd\theta} = \frac{u}{r} \quad (2.13)$$

A diferença no deslocamento tangencial dos lados ab e cd do elemento $abcd$ é $(\partial v / \partial \theta) d\theta$, e a deformação tangencial, devido ao deslocamento v é, nesse sentido, $(\partial v / r \partial \theta)$. A deformação tangencial total é, portanto,

$$\varepsilon_{\theta} = \frac{u}{r} + \frac{\partial v}{r \partial \theta} \quad (2.14)$$

Agora, considerando a tensão cisalhante, vamos denotar como $a'b'c'd'$ a posição do elemento $abcd$ após deformação. O ângulo entre a direção ad e $a'b'$ é devido ao deslocamento radial u e é igual a $\partial u / r \partial \theta$. Da mesma forma, o ângulo entre $a'b'$ e ab é igual a $\partial v / \partial r$. Deve-se notar que apenas uma parte deste ângulo (sombreada na figura) representa o deslocamento angular devido à rotação do elemento $abcd$ como um corpo rígido em torno do eixo através de O . Portanto, a mudança total no ângulo dab , representando a tensão cisalhante, é

$$\gamma_{r\theta} = \frac{\partial u}{r \partial \theta} + \frac{\partial v}{\partial r} - \frac{v}{r} \quad (2.15)$$

Analogamente, as tensões também podem ser representadas em coordenadas polares, resultando nas componentes normais σ_r e σ_{θ} e cisalhante $\tau_{r\theta}$ (Timoshenko & Goodier, 1970).

2.2. Concentração de Tensões

As fórmulas clássicas da análise tradicional de tensões (ou da resistência dos materiais) só servem para se calcular as chamadas tensões nominais σ_n , as quais desprezam os efeitos localizados nas transições geométricas bruscas. Estas equações só são válidas nas regiões da peça que fiquem longe das transições bruscas de geometria e dos pontos de aplicação das cargas concentradas, pelo princípio de Saint Vénant (Castro & Meggiolaro, 2009).

E.g., as tensões nas proximidades do ponto de aplicação de cargas concentradas são muito maiores que a tensão média ao longo da peça. Este fato também ocorre em discontinuidades na geometria, como furos, entalhes, ou qualquer variação brusca de seção.

A concentração de tensões é um efeito extremamente localizado. Para efeito de dimensionamento, faz-se necessário conhecer a tensão máxima atuante

na peça, e esta tensão deve ser inferior à tensão admissível do material. Para a determinação desta tensão máxima, utiliza-se a tensão nominal e um coeficiente K_t , chamado de fator de concentração de tensões, definido como a razão entre a tensão máxima e a tensão nominal, determinado experimentalmente para diversos casos. O K_t é definido por (Castro & Meggiolaro, 2009)

$$K_t = \frac{\sigma_{\max}}{\sigma_n} \quad (2.16)$$

2.2.1. Distribuição de Tensões da Placa infinita com Furo Circular

Se uma placa com um pequeno furo circular em seu centro for tracionada, esta irá apresentar uma concentração de tensões próxima ao furo. A sua distribuição de tensões na vizinhança do furo será alterada, o que poderá ser quantificado quando o campo de tensões for calculado (Castro & Meggiolaro, 2009).

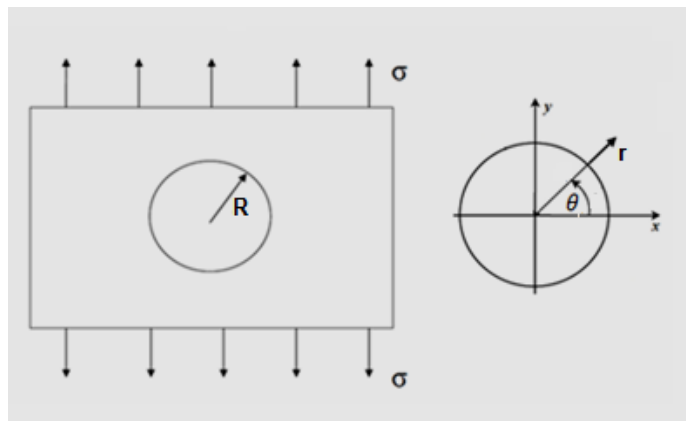


Figura 2.6 Geometria de uma placa infinita com um furo circular cilíndrico submetido a uma tensão remotamente uniforme.

Uma placa com um furo de raio R e uma tensão normal uniforme σ aplicada tem um campo de tensões não uniforme nas proximidades do furo, que pode ser representado em coordenadas polares em função de r e θ .

Note que as relações entre coordenadas polares e retangulares estão dadas por:

$$(x, y) \rightarrow (r, \theta) \begin{cases} r^2 = x^2 + y^2 \\ \theta = \arctan \frac{y}{x} \end{cases}$$

$$(r, \theta) \rightarrow (x, y) \begin{cases} x = r \cos \theta \\ y = r \sin \theta \end{cases}$$

No caso da placa infinita com furo central (que na prática descreve bem o campo de tensões ao redor de um furo muito pequeno em relação às dimensões da placa), as tensões em um ponto (r, θ) dependem exclusivamente da tensão nominal e de parâmetros geométricos, em particular do ângulo θ e da razão r/R , e independem do material. Pode-se concluir também que, pelo princípio de Saint-Venant, as tensões devem tender aos valores nominais em distâncias que são grandes em comparação com o raio do furo (R), isto é, em pontos com distâncias e.g. maiores que 5 vezes o raio (i.e., as tensões se aproximam muito ao valor nominal para $r/R > 5$), vide Fig. 2.7 (Castro & Meggiolaro, 2009).

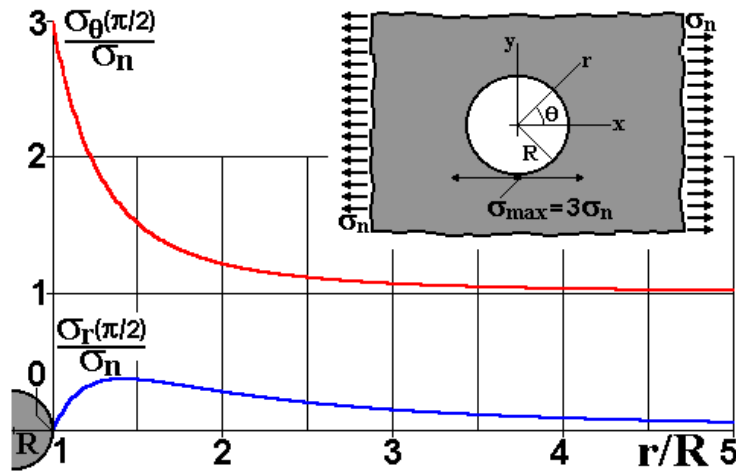


Figura 2.7 Distribuição de $\sigma_r(r, \pi/2)$ e de $\sigma_\theta(r, \pi/2)$ (Castro & Meggiolaro, 2009).

O campo de tensões em coordenadas polares para a placa infinita com furo é representado por

$$\sigma_r = \frac{\sigma_n}{2} \left[\left(1 - \frac{R^2}{r^2} \right) + \left(1 - \frac{4R^2}{r^2} + \frac{3R^4}{r^4} \right) \cos^2 \theta \right] \quad (2.17)$$

$$\sigma_\theta = \frac{\sigma_n}{2} \left[\left(1 + \frac{R^2}{r^2} \right) - \left(1 - \frac{3R^2}{r^2} \right) \cos^2 \theta \right] \quad (2.18)$$

$$\tau_{r\theta} = -\frac{\sigma_n}{2} \left(1 + \frac{2R^2}{r^2} - \frac{3R^4}{r^4} \right) \cos \theta \quad (2.19)$$

As relações lineares entre as componentes de tensão e as componentes de deformação deste problema podem ser obtidas pela Lei de Hooke. No caso de um estado plano de tensão em coordenadas polares, ou seja, quando atuam no corpo somente as componentes de tensão σ_r , σ_θ e $\tau_{r\theta}$, é possível obter as componentes de deformação ε_r , ε_θ e $\gamma_{r\theta}$ por

$$\varepsilon_r = \frac{1}{E}(\sigma_r - \nu\sigma_\theta) \quad (2.20)$$

$$\varepsilon_\theta = \frac{1}{E}(\sigma_\theta - \nu\sigma_r) \quad (2.21)$$

$$\gamma_{r\theta} = \frac{\tau_{r\theta}}{G} = \frac{2(1+\nu)\tau_{r\theta}}{E} \quad (2.22)$$

onde

ν é o coeficiente de Poisson;

E é o módulo de elasticidade ou módulo de Young; e

G é o módulo de elasticidade transversal ou ao cisalhamento, ou módulo de corte, com $G = E / (2 + 2\nu)$.

2.3. Solução de Mínimos Quadrados de Sistemas Lineares

Considere o sistema $Ax = b$ de m equações independentes em n variáveis. Se $m > n$, o sistema é definido como sobredeterminado. É possível encontrar uma solução aproximada através do método de mínimos quadrados (Anton & Rorres, 2001).

Seja $r = (Ax - b)$ o vetor-erro ou resíduo das aproximações. Se as m equações foram obtidas a partir de m medições associadas a um vetor $r = (r_1, r_2, r_3 \dots r_m)$, então uma solução $x = x_{mq}$ no sentido de mínimos quadrados é aquela que minimiza

$$\|r\| = \|Ax - b\| \quad (2.23)$$

Portanto, pretende-se estimar os parâmetros de x que minimizem a soma dos erros quadráticos dada por

$$\|r\|^2 = \|r_1^2 + r_2^2 \dots + r_m^2\| \quad (2.24)$$

O vetor solução x_{mq} é chamado de solução aproximada de mínimos quadrados.

2.3.1. Interpretação Geométrica

A minimização por mínimos quadrados tem por objetivo achar o ponto imagem $Ax_{mq} \in Im(A)$ mais próximo do vetor b . Assim, o ajuste ótimo é alcançado quando Ax_{mq} for a projeção ortogonal de b sobre o subespaço $Im(A)$, vide Figura 2.8.

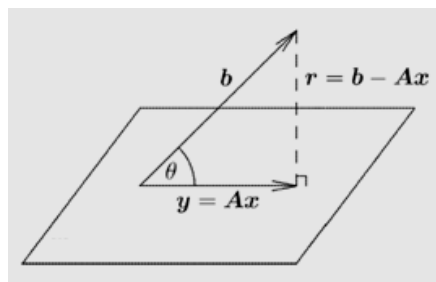


Figura 2.8 Interpretação geométrica da solução por mínimos quadrados

(Anton & Rorres, 2001).

2.3.2. Cálculo da Solução por Mínimos Quadrados

Como visto acima, a solução deste sistema de equações no sentido de mínimos quadrados é aquela que minimiza a norma Euclidiana $\|r\|$ do erro. Para encontrar x_{mq} , resolvemos o problema minimizando a função

$$\|r\|^2 = x^t A^t Ax - 2b^t Ax + b^t b \quad (2.25)$$

onde A^t represente a matriz transposta de A . A minimização é obtida igualando-se a zero o gradiente em relação a x :

$$\nabla_x \|r\|^2 = 2A^t Ax - 2A^t b = 0 \quad (2.26)$$

e obtendo assim

$$A^t Ax = A^t b \quad (2.27)$$

Este sistema é chamado sistema normal associado a $Ax = b$, e as equações que o compõem são chamadas equações normais associadas a $Ax = b$. Assim, o

problema de encontrar uma solução de mínimos quadrados foi reduzido a encontrar uma solução exata do sistema normal associado.

Se A é uma matriz $m \times n$ com vetores-coluna linearmente independentes então, para cada matriz b de tamanho $n \times 1$, o sistema linear $Ax = b$ tem uma única solução de mínimos quadrados. Esta solução é dada por

$$x_{mq} = (A^t A)^{-1} A^t b \quad (2.28)$$

Note que:

- a solução depende linearmente de b ;
- a matriz $(A^t A)^{-1} A^t b$, que fornece a solução ao problema aproximado, chama-se pseudo-inversa de A ; e
- se por acaso $b = Ax$, ou seja, se $b \in \text{Im}(A)$, então $x_{mq} = (A^t A)^{-1} A^t b = x$ é a solução exata.

No próximo capítulo são apresentados os fundamentos de visão computacional relevantes à dissertação.

3 TÉCNICAS ÓPTICAS NA MECÂNICA EXPERIMENTAL

Neste capítulo, são apresentados alguns fundamentos de visão computacional, e as principais técnicas ópticas utilizadas na medição de deformações.

3.1. Técnicas Interferométricas

3.1.1. Interferometria Digital de *Speckle* (ESPI)

De acordo com o princípio de Huygens-Fresnel, quando um raio de luz atinge uma superfície, cada ponto desta atua como um emissor de novas pequenas ondas. No caso em que tal superfície é opticamente rugosa, com os centros espalhadores distribuídos ao acaso, estas pequenas ondas são espalhadas com fases iniciais variando aleatoriamente. Em um plano de observação qualquer, a superposição coerente de ondas originadas em pontos distintos da superfície dá origem a uma distribuição de máximos e mínimos na intensidade da luz que é estacionária no tempo, mas aleatória no espaço (Da Silva, 2007).

O agrupamento destes padrões de interferência, cujas intensidades também variam ao acaso, é usualmente conhecido como padrão de granulado ou *speckle* (Figura 3.1).

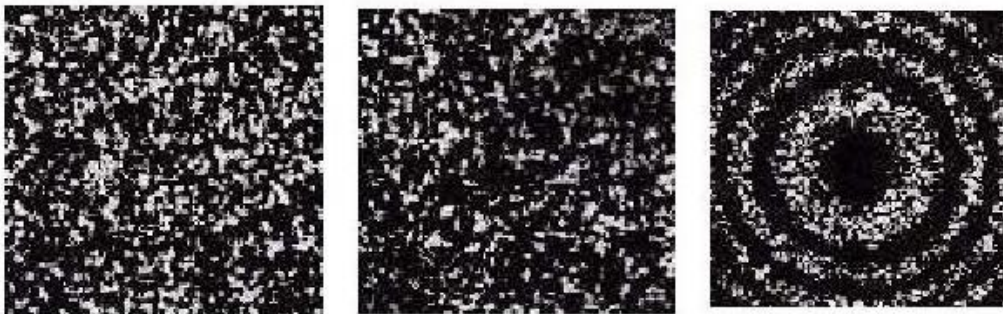


Figura 3.1 Padrão de granulado característico (esquerda), deformado (centro) e franjas de correlações resultantes da superposição dos granulados característicos e deformado (Pires et al., 2006).

O princípio básico da interferometria é explicado com base na Figura 3.2. Um feixe laser é dividido em um feixe de referência e um feixe do objeto. O componente em estudo é iluminado pelo feixe do objeto e a luz refletida de sua superfície é enviada para uma câmera CCD, onde o feixe de referência é adicionado. O padrão resultante é conhecido como granulado, formado pela interferência de dois feixes de referência. Nos pontos de interferência construtiva ou destrutiva ocorre a formação de grãos claros e escuros, respectivamente, que são coletados pela câmera CCD.

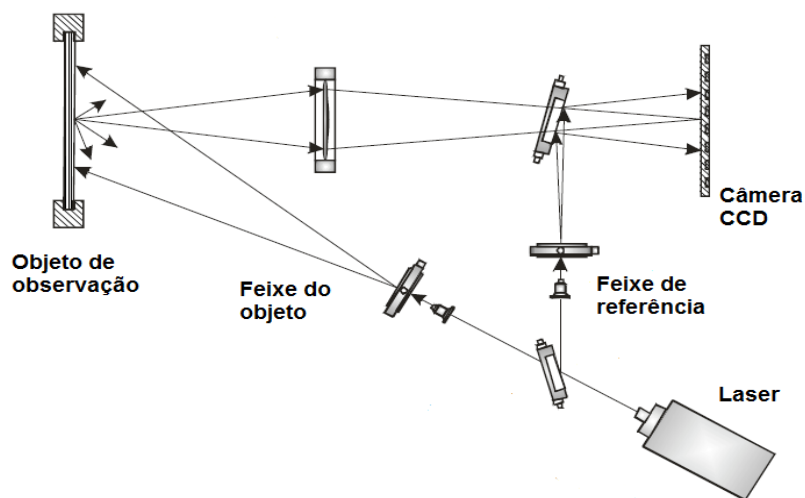


Figura 3.2 Típica montagem de um sistema de interferometria.

Quando um corpo se deforma, a frente de onda emitida pelo objeto é ligeiramente alterada, enquanto a onda do feixe de referência permanece intacta. Isto causa uma mudança de fase do feixe objeto, registrando-se um novo padrão de granulado. Da soma de padrões granulados registrados, antes e depois da deformação, e do cálculo da Transformada de Fourier sobre a superposição, obtém-se um padrão de franjas paralelas conhecidas como franjas de correlação, conforme ilustrado na Figura 3.1. Usando complexos algoritmos de computação, as franjas de correlação resultam em mapas de fase, a partir do qual se consegue determinar o deslocamento entre os dois padrões e, conseqüentemente, o deslocamento sofrido pela amostra (Rastogi, 1993).

Quando o registro é feito por uma câmera CCD, que permite que as imagens sejam digitalizadas e processadas diretamente no computador, a técnica

de *speckle* fica automatizada e recebe o nome de Interferometria Digital de padrões de *speckle* (*Digital Speckle Pattern Interferometry*, DSPI).

A fotografia *speckle* e as suas derivações são métodos complementares à interferometria coerente, como a interferometria *speckle*, já que permitem resolver os problemas que envolvem grandes deslocamentos, que naqueles métodos não seriam bem correlacionados, com eventual perda total da medida (Chousal et al., 2004).

3.1.2. Fontes de Erro na Medição com Interferometria

As técnicas de interferometria estão sujeitas a influências diversas que podem prejudicar as medições. As principais fontes de erro estão relacionadas ao subsistema de iluminação e de visualização, devido a erros no comprimento de onda do laser, variação em função da temperatura ou da potência aplicada ao diodo laser, aberrações ópticas das lentes, erros na fabricação dos espelhos, e erros no posicionamento dos espelhos, que afetam o ângulo de incidência do laser na superfície do objeto.

Alguns destes fatores podem ser determinados e corrigidos. Os erros de natureza constante podem ser compensados no próprio processo experimental, mas os outros fatores que não podem ser corrigidos permanecem como erros residuais que compõem a incerteza de medição do sistema.

3.2. Técnicas de Correlação Digital

A correlação é um índice que descreve a dependência linear entre duas variáveis, e serve como indicador do grau de similaridade entre elas. Este princípio pode ser aplicado no processamento de imagens digitais na procura de determinados padrões ou de pontos homólogos, comparando uma matriz de amostra com as diferentes regiões da imagem. Os locais onde a matriz e a região da imagem forem similares serão caracterizados por um alto valor da correlação (Strauch, 1990).

3.2.1. Correlação Digital de Imagens

A Correlação Digital de Imagens foi concebida e desenvolvida na Universidade da Carolina do Sul no início de 1980. Sutton et al. (1983)

propuseram a correlação de imagem digital (DIC) como uma técnica de não-contato que poderia ser aplicada em testes experimentais para estimar o campo de deslocamento em um espécime deformado.

DIC é uma técnica óptica de correspondência baseada em áreas, desenvolvida para resolver o deslocamento na superfície de uma amostra, correlacionando sub-imagens de uma sequência de imagens, das quais uma foi obtida antes do carregamento (imagem referência) e as outras durante o carregamento. Esta técnica é baseada na maximização do coeficiente de correlação, que é determinado pela análise da intensidade dos *pixels* que compõem o subconjunto de *pixels* selecionado entre duas ou mais imagens.

Um *software* de análise de imagens é assim encarregado de fornecer o campo de deslocamentos aparentes em 2-D, mapeando a chamada “imagem de referência” para a uma “imagem deformada” a partir de um conjunto discreto de posições, detectando pontos homólogos a partir de medidas de similaridade entre as potenciais áreas homólogas entre as imagens.

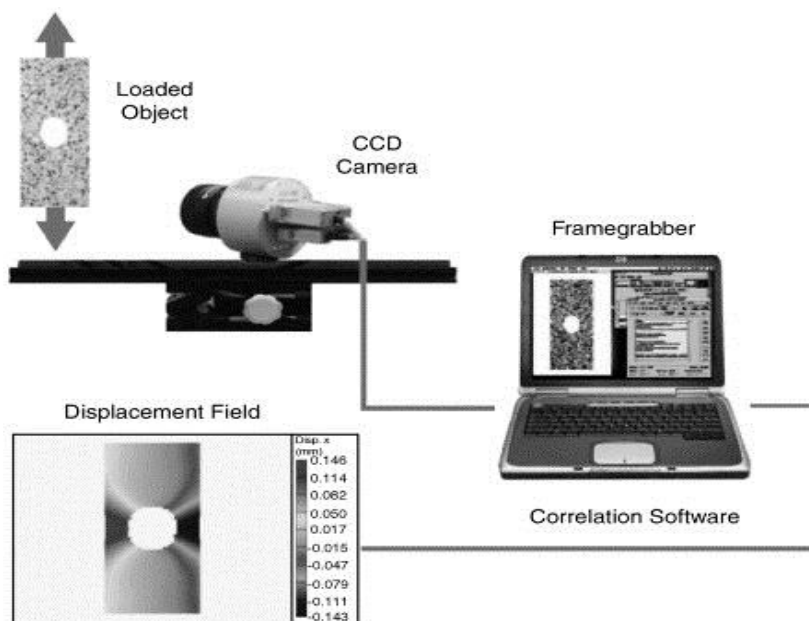


Figura 3.3 Montagem experimental para DIC (Lecompte, 2006).

Na implementação das técnicas de correlação digital, é necessária a definição da janela alvo ou janela de referência na primeira imagem, ou seja, o padrão bidimensional a ser procurado na segunda imagem. Outra janela, conhecida como a janela de pesquisa, é definida na segunda imagem, evitando assim que o algoritmo procure em toda a segunda imagem, evitando gastos

computacionais desnecessários e outros problemas. A janela de pesquisa é definida em uma região onde se espera encontrar o alvo. A janela-alvo deve ser de dimensão menor que a janela de pesquisa para possibilitar que ela se desloque dentro desta última. Ambas as janelas contêm valores digitais da imagem original.

O estado de deformação do material pode ser obtido através de monitoramento do deslocamento de marcadores na superfície da amostra. A vantagem da técnica da DIC é a capacidade de acompanhar a mudança de posição de um ponto através dos valores do nível de tons de cinza da área em estudo. O acompanhamento da sub-imagem pode ser alcançado por meio da maximização do coeficiente de correlação cruzada para estabelecer as semelhanças existentes entre regiões distintas das imagens.

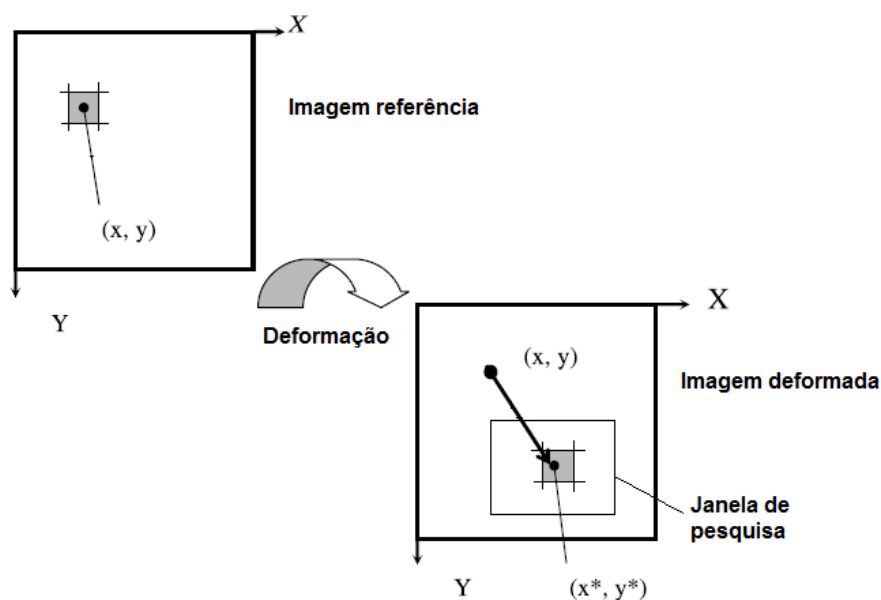


Figura 3.4 Diagrama esquemático do funcionamento do algoritmo de Correlação Digital de Imagens.

Se os níveis de tons de cinza nos n pixels de uma sub-imagem de amostra são representados pelo vetor $p = [p_1 p_2 \dots p_n]^t$ e se os tons correspondentes da sub-imagem de busca forem $q = [q_1 q_2 \dots q_n]^t$, então o coeficiente de correlação cruzada é definido por:

$$cc = \frac{\sum_{i=1}^n p_i \cdot q_i - n \cdot p_m \cdot q_m}{\left(\sum_{i=1}^n p_i^2 - n \cdot p_m^2 \right) \cdot \left(\sum_{i=1}^n q_i^2 - n \cdot q_m^2 \right)} \quad (2.29)$$

onde p_m e q_m são os valores médios dentre, respectivamente, todos os p_i e q_i .

A variação do valor do coeficiente de correlação cruzada ocorre entre -1 e $+1$. O valor máximo $cc = 1$ indica que as duas imagens são idênticas, enquanto o valor $cc = 0$ que não há nenhuma correlação entre elas, e o valor $cc = -1$ indica que as imagens são perfeitamente correlacionadas mas, inversas uma da outra. Assim, quanto mais próximo de zero for cc , menos as janelas são correlacionadas. Para cada uma das combinações possíveis, avalia-se o grau de similaridade desta posição detectando-se, assim, o ponto que apresenta o maior grau de similaridade (i.e., cc mais próximo de 1, pois não se deseja capturar eventuais correlações inversas $cc = -1$, que apesar de correlacionadas não fariam sentido no problema de deformações mecânicas), rotulando-o como o ponto correspondente ou homólogo.

O processo de correlação pode ser resumido da seguinte maneira:

- seleção de uma sub-imagem de amostra em uma imagem;
- seleção de uma sub-imagem de busca numa segunda imagem;
- cálculo do coeficiente de correlação;
- identificação dos pontos de máximo e/ou mínimo para as possíveis combinações; e
- avaliação do processo de correlação através do valor do coeficiente de correlação cruzada em comparação a um padrão pré-definido.

3.2.2. Correlação Digital de *Speckles* Interferométricos

Recentemente, o método de correlação digital de padrões de granulados (*speckles*), ou DSCM (*Digital Speckle Correlation Method*), tem mostrado os seus méritos especiais na mecânica experimental. A técnica basicamente consiste na correlação digital de dois padrões de granulados obtidos da interferometria, gerados na superfície da mostra e capturados por câmeras CCD antes e após a deformação de um objeto.

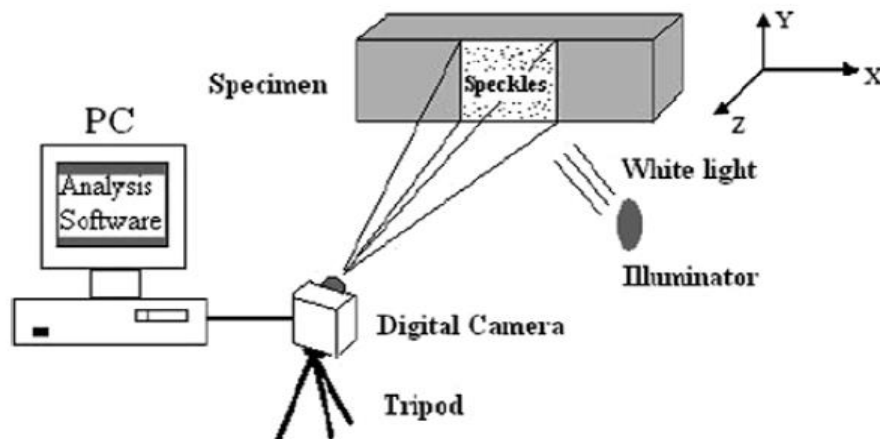


Figura 3.5 Montagem experimental para DSCM (Guo et al., 2008).

As imagens são processadas digitalmente por um computador. Os padrões registrados são primeiro segmentados em um número muito pequeno de sub-imagens, que correspondem a um conjunto de *pixels* da imagem. Cada par de sub-imagens é analisado para produzir o coeficiente de correlação local, que revela as diferenças de características do par de sub-imagens.

Na evolução da DSCM, vários métodos de otimização e técnicas foram desenvolvidas para aumentar a velocidade de busca e melhorar a precisão para níveis melhores que os associados a *sub-pixels* (Jin et al., 2003).

3.2.3. Problemas na Correlação Digital

De acordo com Heipke (1996), a correspondência baseada em áreas de imagens pertence à classe dos problemas inversos, conhecidos por serem mal-condicionados pelos seguintes fatos:

- a) inexistência de garantias quanto à solução do problema;
- b) inexistência de garantias quanto à solução única do problema; e
- c) inexistência de garantias de estabilidade da solução do problema.

Ou seja, não se pode garantir que a solução exista, seja única (sem ambiguidade), e seja estável com relação a pequenas variações nos dados de entrada. Falhas na localização da matriz de referência influenciam muito os resultados, fazendo com que a janela de referência não consiga ser localizada em uma região propícia para uma boa correlação.

A definição das dimensões das áreas de amostra e da janela de busca tem como consequência o maior ou menor custo computacional. Portanto, é desejável que se evitem tanto sub-imagens de amostra quanto sub-imagens de busca exageradamente grandes, pois, apesar das vantagens de minimizarem ambiguidades e problemas com distorções geométricas exageradas, essas grandes dimensões aumentariam muito o custo computacional.

Outro fato importante diz respeito a obstruções naturais e artificiais, que podem ser ampliadas em função das diferentes perspectivas de tomada das fotos. Sombras são também indesejadas. A possibilidade de (i) oclusão, (ii) múltiplas correspondências, devido a padrões repetitivos, e (iii) existência de ruídos, são, segundo o mesmo autor, as causas deste mau-condicionamento.

3.3. Visão Computacional para Análise de Deformações

A análise de movimento por Visão Computacional (VC) vem se desenvolvendo ao longo dos últimos anos. Os recentes avanços tecnológicos também contribuíram para a evolução da área, ao permitir a captura, transferência e processamento de imagens em tempo real em sistemas de *hardware* cada vez mais acessíveis (Tavares, 2000).

O objetivo da VC é obter informações úteis sobre o mundo real dos objetos físicos (cenas) com base em imagens digitalizadas. Portanto, a tarefa da VC é a construção de descritores da cena com base em características marcantes contidas em uma imagem. Para qualquer objeto em uma imagem, existem muitas características ou pontos de interesse que podem ser extraídos, formando um vetor de características que proporciona uma descrição de uma determinada região da imagem. Este vetor pode ser utilizado para identificação de pontos correspondentes entre imagens diferentes, sendo de grande utilidade em problemas que envolvem fluxo óptico. Este vetor de características é normalmente formado por descritores locais e globais.

Trabalhos recentes vêm se concentrado em desenvolver descritores invariáveis a transformações nas imagens (Lowe, 1999; Lowe, 2004). Descritores locais computados em pontos de interesse provaram ser bem sucedidos em aplicações como correspondência e reconhecimento de imagens (Mikolajczyk et al., 2003). É importante que o conjunto de características extraídas das imagens

seja suficientemente robusto frente a variações na imagem, ruído e distorções geométricas locais para realizar um reconhecimento confiável.

SIFT (*Scale Invariant Feature Transform*) é uma técnica, definida por David Lowe (1999), para o processamento de imagens que permite a detecção e extração de descritores locais. Lowe propôs uma transformação de características que combina um detector de regiões invariantes a escala e um descritor com base na distribuição de gradientes das regiões detectadas (Lowe, 2004). O descritor é representado por um histograma 3D de locais e orientações para cada gradiente. A contribuição para a localização e a orientação é ponderada pela magnitude do gradiente. A quantização das localizações dos gradientes e as orientações tornam o descritor robusto às pequenas distorções geométricas e pequenos erros na detecção da região de interesse.

A idéia da utilização do SIFT para a análise de deformações em materiais é baseada na utilização dos seus descritores para localizar e mapear pontos característicos gerados na superfície do objeto em imagens variáveis ao longo do tempo, capturadas durante a execução de um ensaio mecânico. Através do seguimento (*tracking*) dos pontos, cuja correspondência tenha sido estabelecida com sucesso, consegue-se estimar os deslocamentos causados pela aplicação de esforços externos e, por conseguinte, calcular as deformações ocorridas no material.

Note que a imagem não precisa ter sido obtida por interferometria. Desde que a superfície possua uma textura suficientemente rica de detalhes, pode-se aplicar a técnica a imagens comuns obtidas a partir de iluminação não-estruturada. A robustez dos parâmetros SIFT em relação a variações de iluminação, translação, escala e rotação, permitem o uso confiável da técnica sem qualquer tipo de iluminação estruturada.

Com a aplicação da Visão Computacional na análise das deformações de materiais usando SIFT pretende-se alcançar:

- seguimento de objetos deformáveis em sequências temporais de imagens; e
- caracterização das deformações sofridas.

O capítulo seguinte traz mais detalhes sobre a técnica SIFT, seu princípio de funcionamento, e as diferentes etapas para obtenção dos descritores.

4

SIFT (Scale Invariant Feature Transform)

SIFT é um algoritmo de visão computacional publicado por David Lowe, em 1999 (Lowe, 1999) e patenteado nos EUA pela *University of British Columbia*.

Entre as aplicações do SIFT, podem-se citar: reconhecimento de objetos, mapeamento em robótica para navegação, costura de imagens, modelagem 3D, reconhecimento de gestos, monitoramento de vídeos, e jogos envolvendo movimentos filmados. Em todas elas, a utilização do SIFT possui a vantagem de trabalhar com descritores robustos em relação a ruídos, iluminação imprópria, oclusão e variações no ponto de vista de captura da imagem.

4.1. Etapas do Algoritmo SIFT

Existem quatro etapas principais na criação dos descritores SIFT: detecção de extremos, localização de pontos-chave, definição da orientação e, descrição dos pontos-chave.

A seguir, será explicado o funcionamento de cada estágio do algoritmo.

4.1.1. Detecção de Extremos

A primeira etapa da técnica SIFT consiste em buscar pontos que sejam invariantes a mudanças de escala da imagem, possibilitando a detecção de pontos com a câmera próxima ou distante do objeto de interesse. Tal objetivo é alcançado procurando características estáveis em diferentes escalas, utilizando uma função chamada de espaço de escala, que neste caso é a função Gaussiana.

Uma imagem $I(x,y)$ passa a ser definida por uma $L(x,y,\sigma)$, no espaço-escala. Esta função é produzida pela convolução de uma função gaussiana, $G(x,y,\sigma)$, com a imagem, $I(x,y)$:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (4.1)$$

onde

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2/2\sigma^2)} \quad (4.2)$$

Perceba que este filtro é variável à escala através do parâmetro σ .

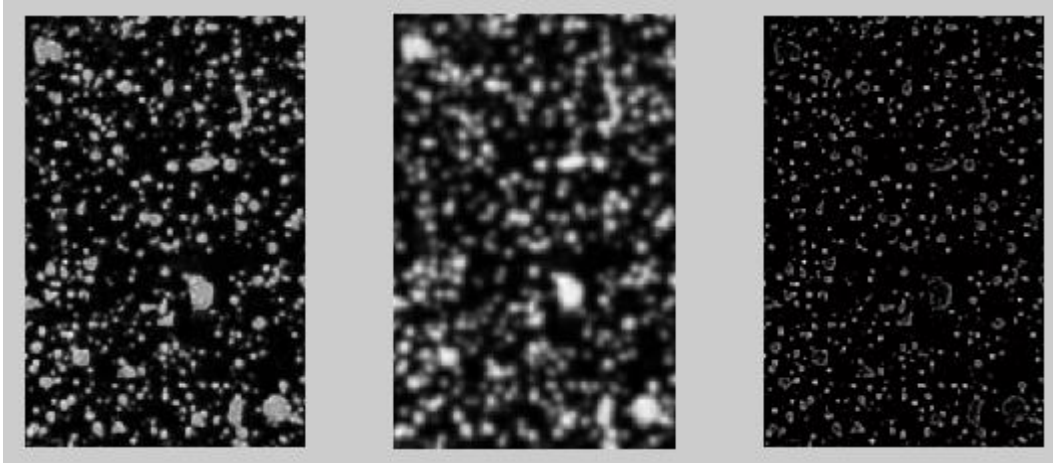


Figura 4.1 Exemplos de aplicação dos filtros. Imagem de padrão de granulados (esquerda), filtro Gaussiano (centro), e resultado da Diferença de Gaussianas (direita).

A eficiência da busca por pontos-chaves é aumentada com a utilização de uma função DoG (“*Difference of Gaussian*”) formada pela diferença de imagens filtradas em escalas próximas, separadas por uma constante de escala k . A função DoG é definida por

$$DoG = G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma) \quad (4.3)$$

O resultado de efetuar a convolução de uma imagem com o filtro DoG é dado por

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) \quad (4.4)$$

$$D(x, y, \sigma) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (4.5)$$

Esta função DoG suaviza as imagens, e pode ser calculada pela simples subtração de imagens borradas por um filtro Gaussiano em escalas σ e $k\sigma$.

A utilização da função gaussiana tem o objetivo de obter mostras da imagem donde detalhes indesejados e ruídos são eliminados e características

fortes realçadas. Variando σ é possível encontrar tais características em diferentes escalas.

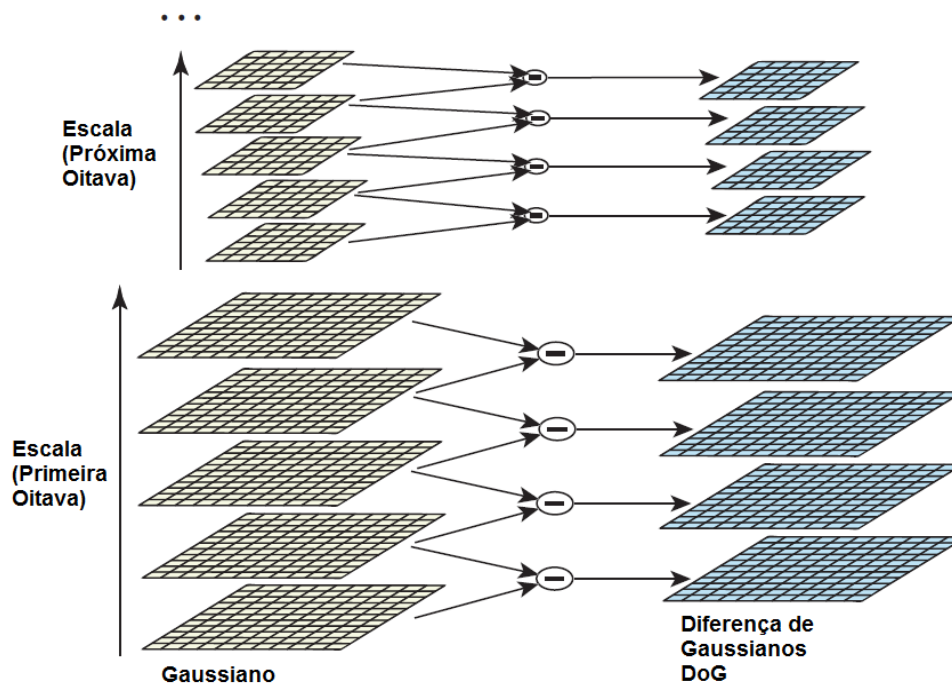


Figura 4.2 Representação do procedimento de obtenção das Diferenças de Gaussianas DoG para diversas oitavas de uma imagem. (Lowe 2004).

Um modo eficiente para a criação da Diferença de Gaussianas é esquematizado na Figura 4.2, cujos 4 passos são descritos a seguir.

- 1- A imagem inicial sofre convoluções incrementais com filtros Gaussianos para produzir imagens separadas por um fator de escala k no espaço de escala, representados na coluna esquerda.
- 2- Lowe considera que é necessário fazer a convolução da imagem até 2σ para ser possível a construção de descritores invariantes quanto à escala. Portanto, para se gerar em s intervalos, o fator de escala k é definido por $k = 2^{1/s}$, produzindo assim $s+3$ imagens na oitava de forma que a detecção de extremos cubra toda oitava.
- 3- Imagens em escalas adjacentes são subtraídas para produzir as imagens da Diferença do Gaussiano mostradas à direita (na Figura 4.2).

- 4- Uma vez processada a oitava, é reduzida a resolução da imagem (*downsample*) tomando-se cada segundo pixel da imagem no centro da oitava, gerando-se uma nova oitava (alteração da frequência de muestreo por um fator de dois), e voltando-se ao passo número 1.

A partir de então, será feita a detecção de extremos em cada intervalo de cada oitava. Um extremo é definido como qualquer valor no DoG maior do que todos os seus vizinhos no espaço-escala.

Os extremos são dados por valores de máximo ou mínimo locais para cada $D(x,y,\sigma)$, que podem ser obtidos comparando-se a intensidade de cada ponto com as intensidades de seus oito vizinhos na sua escala, com os nove pontos vizinhos na escala superior, e os nove vizinhos na escala inferior, representados na Figura 4.3. Na figura, o ponto marcado com “X” é comparado com seus vizinhos marcados como “O”. As 3 imagens DoG apresentadas na Figura correspondem à diferença entre imagens adjacentes da pirâmide gaussiana.

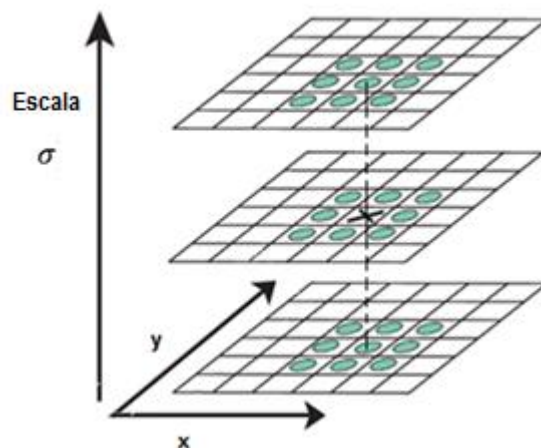


Figura 4.3 Detecção de extremos no espaço-escala (Lowe, 2004).

A próxima etapa é definir a localização dos pontos-chave e fazer o descarte de pontos instáveis.

4.1.2. Localização Precisa de Pontos Chaves

Todos os pontos detectados como extremos são candidatos a pontos-chave. Deseja-se agora calcular a localização exata destes pontos-chave.

O método consiste em ajustar uma função quadrática $3D$ do ponto de amostragem local de modo a determinar uma localização interpolada do máximo.

Isto é feito utilizando uma expansão de Taylor da função Diferença de Gaussiano aplicada à imagem, $D(x,y,\sigma)$, transladada de modo que a origem desta expansão esteja localizada no ponto (Brown and Lowe, 2002):

$$D(\bar{x}) = D + \frac{\partial D^T}{\partial \bar{x}} \bar{x} + \frac{1}{2} \bar{x}^T \frac{\partial^2 D}{\partial \bar{x}^2} \bar{x} \dots \quad (4.6)$$

onde D é o valor da função $D(x,y,\sigma)$ no ponto avaliado, \bar{x} é o deslocamento em relação a este ponto, e $D(\bar{x})$ é a aproximação do valor de $D(x,y,\sigma)$ interpolado para um ponto transladado com deslocamento \bar{x} , ou seja

$$\begin{aligned} D &= D(x, y, \sigma) \\ D'(\bar{x}, \bar{y}, \bar{\sigma}) &= D(x + \bar{x}, y + \bar{y}, \sigma + \bar{\sigma}) \end{aligned} \quad (4.7)$$

Com algum abuso de notação, utiliza-se deste ponto em diante o mesmo símbolo D ao invés do D' . A localização em *sub-pixels* do ponto de interesse é dada pelo extremo da função apresentada na equação (4.6). Esta localização, \hat{x} , é determinada ao se calcular a derivada segunda da equação (4.6) com relação a \bar{x} , e igualando o resultado a zero:

$$\frac{\partial D(\bar{x})}{\partial \bar{x}} = \frac{\partial D^T}{\partial \bar{x}} \bar{x} + \frac{\partial D}{\partial \bar{x}^2} \hat{x} = 0 \quad (4.8)$$

Tem-se então a posição do extremo, dada por:

$$\hat{x} = \frac{\partial^2 D^{T-1}}{\partial \bar{x}^2} \frac{\partial^2 D}{\partial \bar{x}} \quad (4.9)$$

O valor da função no extremo, $D(\bar{x})$, é útil para a rejeição de extremos instáveis com baixo contraste, que seriam sensíveis a ruído. Substituindo-se a equação (4.9) na equação (4.6) obtém-se:

$$D(\hat{x}) = D + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 D^T}{\partial \bar{x}} \hat{x} \quad (4.10)$$

E aconselhável segundo Lowe que se rejeitem valores de $|D(\hat{x})|$ inferiores a um determinado limiar. Em Brown e Lowe (2002), é aconselhado trabalhar com o valor 0.03 para esse limiar (assumindo-se que os tons de cinza dos *pixels* da imagem estejam normalizados em valores entre 0 e 1).

Além do procedimento apresentado para se descartar pontos, Lowe ainda aponta que a função DoG possui resposta “forte” ao longo de arestas, mesmo que a localização ao longo da borda seja mal determinada, i.e., pontos em arestas poderiam ser escolhidos como pontos de interesse mesmo sendo instáveis em, o que não é desejável.

Mas estes pontos mal comportados e indesejáveis podem ser detectados e eliminados, como discutidos a seguir.

A eliminação de pontos chaves próximos de arestas é feita usando-se uma matriz Hessiana 2×2 , H , computada na localização e escala dos pontos-chaves na função D .

$$H(x, y) = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

onde D_{xy} é a derivada de $D(x, y, \sigma)$ na localização e escala em relação a x e y ; D_{xx} é a derivada segunda em relação a x ; e D_{yy} é a derivada segunda em relação a y .

A Hessiana representa assim uma segunda derivada, permitindo mensurar as magnitudes das curvaturas de D a partir de seus autovalores.

As derivadas são estimadas através das diferenças entre pontos vizinhos à localização e escala definida, e pode ser aproximada por

$$D_{xx} = D(x+1, y, \sigma) - 2D(x, y, \sigma) + D(x-1, y, \sigma) \quad (4.12)$$

$$D_{yy} = D(x, y+1, \sigma) - 2D(x, y, \sigma) + D(x, y-1, \sigma) \quad (4.13)$$

$$D_{xy} = \left(\begin{array}{l} D(x-1, y+1, \sigma) - D(x+1, y+1, \sigma) \\ +D(x+1, y-1, \sigma) - D(x-1, y-1, \sigma) \end{array} \right) / 4 \quad (4.14)$$

Determina-se α , o autovalor com maior magnitude, e β , o de menor. Pode-se, então, calcular a soma dos autovalores pelo traço de H e o produto pelo seu determinante:

$$Tr(H) = D_{xx} + D_{yy} = \alpha + \beta \quad (4.15)$$

$$Det(H) = D_{xx}D_{yy} - (D_{xy})^2 = \alpha\beta \quad (4.16)$$

Para o caso em que o determinante for negativo, as curvaturas possuem sinais diferentes, e o ponto é descartado, não sendo considerado um extremo.

Sendo r a razão entre o autovalor de maior magnitude e o de menor, de modo que $\alpha = r\beta$, então

$$\frac{Tr(H)^2}{Det(H)} = \frac{(\alpha + \beta)^2}{\alpha\beta} = \frac{(r\beta + \beta)^2}{r\beta^2} = \frac{(r+1)^2}{r} \quad (4.17)$$

A equação (4.17) depende apenas da razão entre os autovalores, sendo independente de seus valores individuais. O valor de $(r+1)^2 / r$ oferece uma medida de quanto os autovalores são distintos, ou seja, é mínimo quando são idênticos e cresce com respeito ao valor de r . Assim, eliminam-se pontos (indesejáveis) próximos a extremidades descartando-se pontos abaixo de determinado limiar (r) :

$$\frac{Tr(H)^2}{Det(H)} < \frac{(r+1)^2}{r} \quad (4.18)$$

A equação (4.18) é altamente eficiente de ser computada. Lowe propõe o uso de $r = 10$, assim eliminam-se pontos-chaves que não são estáveis, apesar de estarem próximos de extremidades.

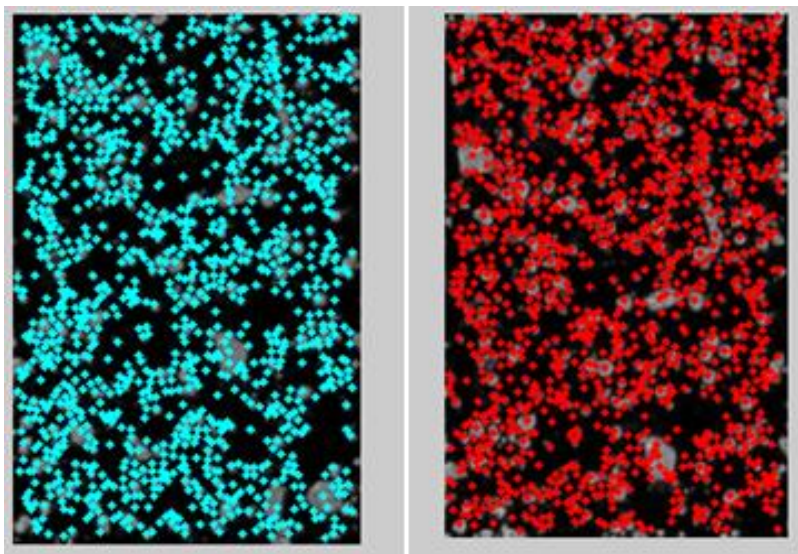


Figura 4.4 Pontos-chaves localizados em duas imagens, antes e após uma deformação trativa na direção vertical

4.1.3. Atribuição da Orientação dos Descritores

A cada ponto-chave é atribuída uma orientação, que será utilizada mais adiante para se construir descritores invariantes quanto à rotação. Essa invariância é obtida através das características locais da imagem.

Calcula-se para cada amostragem da imagem na escala, $L(x,y,\sigma)$, a magnitude $m(x,y)$ e orientação $\theta(x,y)$ do gradiente usando as diferenças de *pixels*:

$$m(x,y) = \sqrt{\left((L(x+1,y) - L(x-1,y))^2 + (L(x,y+1) - L(x,y-1))^2 \right)} \quad (4.19)$$

$$\theta(x,y) = \tan^{-1} \left(\frac{(L(x,y+1) - L(x,y-1))}{(L(x+1,y) - L(x-1,y))} \right) \quad (4.20)$$

Monta-se um histograma das orientações para *pixels* em uma região vizinha ao redor do ponto-chave. O histograma possui 36 regiões, cobrindo todas as orientações possíveis (0 a 2π), vide Figura 4.5 (Lowe, 2004).

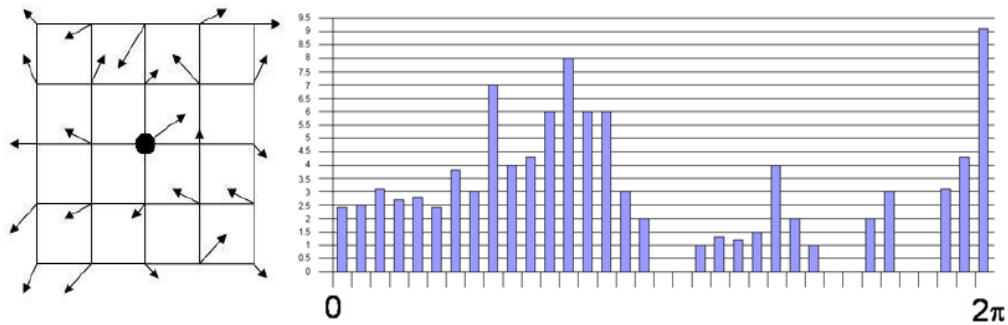


Figura 4.5 Histograma de orientações de um ponto-chave.

Cada ponto na vizinhança do ponto-chave é adicionado ao histograma com um valor de peso determinado. O primeiro peso é o valor da magnitude $m(x,y)$ de cada ponto adicionado. O segundo peso é dado por uma janela Gaussiana circular com σ' igual a 1,5 vezes maior que a escala do ponto-chave. Esta janela é definida pela equação Gaussiana

$$g(\Delta x, \Delta y, \sigma') = \frac{1}{2\pi\sigma'^2} e^{-\frac{(\Delta x^2 + \Delta y^2)}{2\sigma'^2}} \quad (4.21)$$

onde Δx e Δy são as distâncias entre cada ponto verificado e o ponto-chave.

O valor dos pesos calculados para cada ponto na vizinhança em (x, y) é atualizado na expressão:

$$h'_\theta = h_\theta + \alpha m(x,y).g(\Delta x, \Delta y, \sigma') \quad (4.22)$$

$$\alpha = \begin{cases} d/i, & d < i \\ 0, & d > i \end{cases}$$

onde h'_θ é a atualização de h_θ , e d é a distância absoluta em graus entre a orientação do ponto e o θ discretizado, e i é o intervalo em graus entre os θ 's discretizados.

Picos no histograma de orientações correspondem a direções dominantes dos gradientes locais. Além do máximo são considerados também os picos que correspondem a pelo menos 80% do valor deste máximo. Portanto, um mesmo ponto chave poderá ter mais de uma orientação associada.

O pico deste histograma é utilizado para definir a sua orientação. No caso de múltiplos picos de elevada amplitude, o ponto-chave receberá múltiplas orientações, tornando-se ainda mais estável para futura identificação. Ao final, uma parábola é usada para interpolar os três valores do histograma mais próximos ao pico, de forma a se obter uma melhor exatidão na sua posição.

A Figura 4.6 apresenta diversos pontos-chaves identificados em uma imagem de uma superfície metálica, cujas magnitudes e orientação são representadas por vetores.

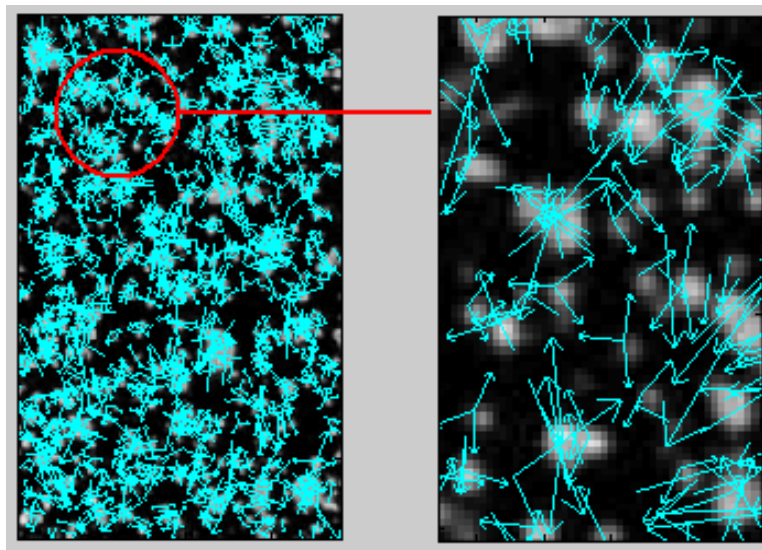


Figura 4.6 Atribuição de orientação e magnitude a cada ponto-chave.

Cada ponto-chave tem agora quatro dimensões:

- posição x e y ;
- magnitude;
- orientação.

4.1.4. Construção do Descritor Local

Nesta seção, será atribuído a cada ponto-chave um descritor invariante a iluminação e ponto de vista 3D, tornando-os bem distinguíveis. É importante lembrar que os procedimentos a seguir serão feitos com os valores normalizados em relação à orientação e magnitude de gradiente definidos na seção anterior para cada ponto-chave.

Para que os descritores tenham invariância à rotação, as orientações dos gradientes destes pontos são giradas de um ângulo correspondente à orientação do ponto-chave definida na seção anterior.

O descritor do ponto-chave é então criado computando-se as magnitudes e orientações dos gradientes que são amostradas ao redor da localização do ponto-chave. Este procedimento está mostrado na Figura 4.7, onde os gradientes são representados pelas pequenas setas em cada amostra da localização. São definidas $n \times n$ regiões de amostragem com $k \times k$ pixels cada ao redor da localização do ponto-chave.

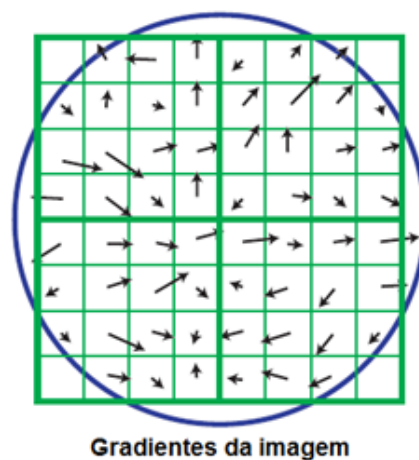


Figura 4.7 Mapa de gradientes para $n = 2$ regiões e $k = 4$ pixels. (Lowe, 2004).

Uma função Gaussiana é utilizada para dar peso à magnitude do gradiente em cada ponto na vizinhança do ponto-chave, com uma janela de suavização Gaussiana de escala σ igual à metade da largura da janela do descritor. Esse Gaussiano evita mudanças súbitas do descritor a pequenas mudanças na posição da janela, e também reduz a ênfase nos gradientes longe do centro do descritor, que são mais afetados por erros.

Uma vez efetuada a suavização dos gradientes, o descritor consiste de um vetor contendo os valores do histograma. No exemplo da Figura 4.8, o histograma tem 8 valores de orientação, cada um criado ao longo de uma janela de apoio de 4×4 pixels. O vetor característico resultante tem 128 elementos com uma janela de apoio total de 16×16 pixels.

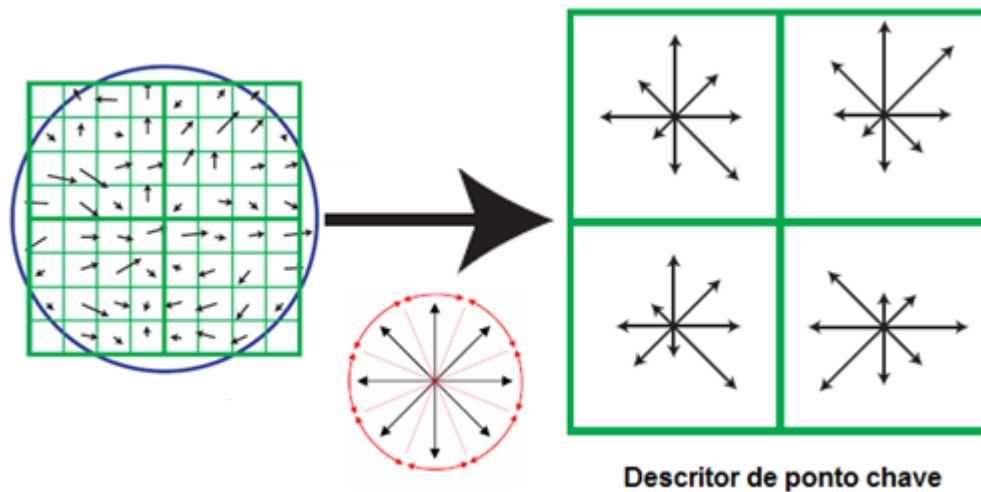


Figura 4.8 Construção do descritor para um ponto-chave de 2×2 com 48 elementos (Lowe, 2004).

No entanto, duas imagens de um mesmo objeto podem possuir variações de luminosidade que modifiquem sensivelmente os descritores obtidos. Assim, para que o descritor tenha invariância à iluminação, este é normalizado.

Os descritores são invariantes a mudanças homogêneas de brilho da imagem, uma vez que esta variação representa uma adição a todos os *pixels* da imagem de uma constante, e os descritores são calculados por diferenças de *pixels*. Quanto a mudanças homogêneas de contraste, representadas pela multiplicação de todos os *pixels* por uma constante, elas são corrigidas com a normalização dos descritores.

Variações não-lineares, causadas por saturação das câmeras ou por efeito de iluminação de superfícies tridimensionais em diferentes orientações, podem provocar elevada influência sobre as magnitudes dos descritores, mas com pouca influência na orientação. Reduz-se este efeito impondo um valor máximo às magnitudes. Após a normalização, todos os valores acima de um determinado

limiar são ajustados para este limiar. Isto é feito para que direções com magnitude muito grande não dominem a representação do descritor. Lowe sugere usar um limiar 0,2. Isto significa que a correspondência para as grandes magnitudes dos gradientes não é tão importante se comparada com a distribuição das orientações.

Para cada imagem, são construídos diversos descritores, cada um referente a um ponto chave. Tem-se como resultado, portanto, um conjunto de descritores robustos que podem ser usados para fazer a correspondência da imagem em outra imagem, como será detalhado na próxima seção. Mais detalhes sobre a construção dos descritores SIFT são encontrados em Lowe (2004).

4.2. *Matching*: Encontrando os Pontos em Comum

A idéia de *matching* é extrair pontos-chave de duas imagens, e procurar os pontos correspondentes em cada uma, como exemplificado na Figura 4.9. A comparação de pontos é baseada na similitude dos descritores correspondentes. A obtenção de uma solução robusta para o problema da busca de pontos homólogos pode ser considerada como um elemento chave na automação das tarefas fotogramétricas (Schenk, 1999). Muitas das aplicações de Visão Computacional exigem a identificação de elementos repetitivos entre duas imagens.

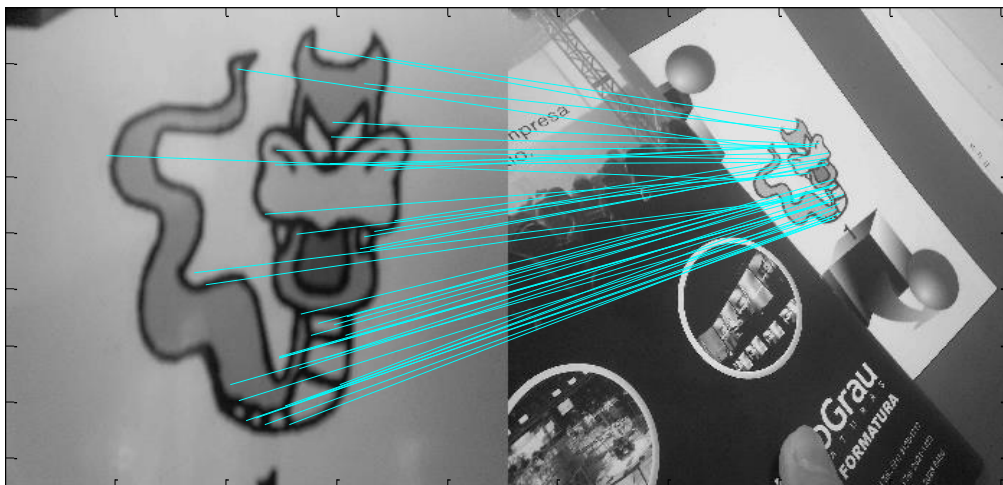


Figura 4.9 Processo de correspondência entre duas imagens através da técnica SIFT.

Quando se trabalha com SIFT, pontos de interesse são detectados pelo método e representados por descritores. Os descritores são vetores que podem ser comparados, por exemplo, utilizando-s a distância Euclidiana. Normalmente, os

candidatos à melhor correspondência são pontos próximos, de maneira que o melhor candidato é o ponto que apresenta a menor distância Euclidiana.

Lowe utilizou uma modificação do algoritmo Árvore k-d chamado de método de *Best-Bin-First* (BBF) (Beis & Lowe, 1997), que pode identificar os vizinhos mais próximos com elevada probabilidade, utilizando apenas uma quantidade limitada de esforço computacional.

O problema da correspondência, desta maneira, é reduzido à busca do vizinho mais próximo. No entanto, alguns pontos instáveis (*outliers*) são detectados ao longo do processo, levando a falsas correspondências. Para a eliminação desse problema, um método para comparar a menor distância com a segunda melhor distância é usado, selecionando somente correspondentes próximos por um limiar (*threshold*) (Lowe, 2004). Lowe rejeitou todas as correspondências (*matches*) em que a relação de distância é superior a 0.8, o que elimina 90% das falsas correlações, porém apenas descartando menos de 5% das correspondências corretas. Portanto, as correspondências são assim eficientemente refinadas, e os falsos pares são descartados.

No próximo capítulo, a técnica SIFT é aplicada ao problema de medição de campos de deformação em componentes mecânicos.

5 METODOLOGIA

A metodologia desenvolvida para a utilização da técnica SIFT, visando à determinação de campos de deformações, compreende quatro etapas distintas. Na primeira etapa, é realizada a preparação do corpo de prova a ser medido. Na segunda etapa, é feita a captura de imagens do corpo de prova em diferentes estágios de um ensaio típico de tração, realizado em uma máquina servo-hidráulica de ensaios mecânicos. A terceira etapa trata da utilização da técnica SIFT no pós-processamento das imagens. Finalmente, a quarta etapa utiliza os pontos identificados pelo SIFT, juntamente com o método dos mínimos quadrados aplicado a funções de deslocamento propostas, para a determinação do campo de deformações.

Para cada etapa, foi desenvolvido um procedimento específico a fim de aperfeiçoar o desempenho final do sistema de medição.

Os ensaios experimentais foram realizados nas instalações do Laboratório de Fadiga do Departamento de Engenharia Mecânica da Pontifícia Universidade do Rio de Janeiro (PUC-Rio).

O material e equipamentos utilizados na presente pesquisa foram:

- a. Máquina servo-hidráulica INSTRON para ensaios mecânicos, modelo 8501, com atuador hidráulico e célula de carga de 100 kN;
- b. *Clip Gage* marca INSTRON modelo 2620-604;
- c. Extensômetros coláveis de resistência elétrica (*strain gages*) modelo PA-13-125TG-350, fabricados pela Excel Sensores Ltda.; e
- d. Câmera digital Nikon modelo D50, com resolução efetiva de 6.1, *Mpixels* sensor CCD (Dispositivo de carga acoplada) de $23.70 \times 15.60 \text{ mm}$, e multiplicador de distância focal de $1.5x$.

O *software* Matlab® foi o ambiente computacional utilizado, incluindo sua biblioteca (*toolbox*) de Processamento Digital de Imagens para o desenvolvimento de um programa computacional de análise de imagens. O referido *software* possui grande aplicação em engenharia e é considerado uma ferramenta de alto desempenho voltado para o cálculo numérico.

O programa foi desenvolvido com todos os recursos necessários para a integração de todos os processos da metodologia desenvolvida, processando as imagens, executando automaticamente os cálculos, e mostrando visualmente os resultados.

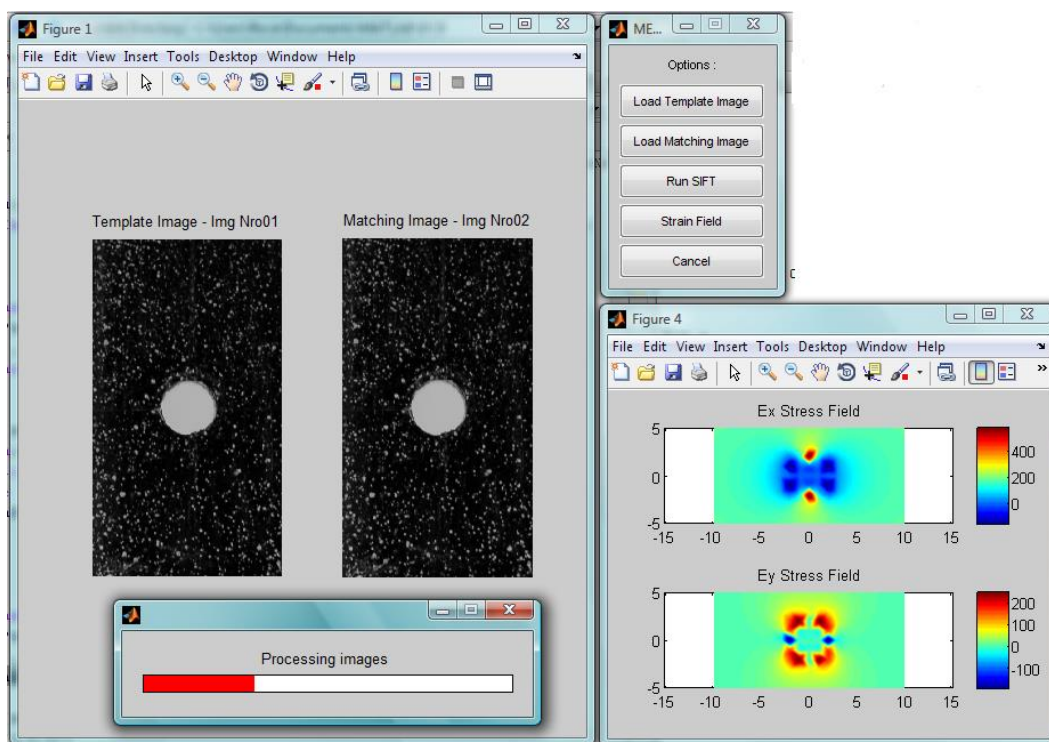


Figura 5.1 Programa desenvolvido na plataforma Matlab®.

5.1. Preparação do Corpo de Prova

SIFT fornece um conjunto de pontos de interesse (*keypoints*) extraídos de duas imagens previamente selecionadas. Em consequência, um aspecto importante na metodologia é a aplicação de uma técnica que consiga resultar em um grande número de pontos de interesse, que cubram densamente a superfície do corpo de prova. A quantidade destes pontos é importante na etapa final do processo para garantir um ótimo correlacionamento das imagens obtidas antes e depois da deformação causada pelos carregamentos aplicados.

Uma primeira abordagem é baseada na utilização de uma lixa grossa para gerar imperfeições e riscos na superfície do material (Figura 5.2). O lixamento deve ser feito de forma aleatória sem produzir padrões, visando minimizar similaridades entre regiões da superfície do material, permitindo assim o adequado funcionamento da técnica SIFT. Note que os arranhões provocados pelo lixamento não alteram a maioria das propriedades mecânicas do material, incluindo as curvas tensão-deformação.

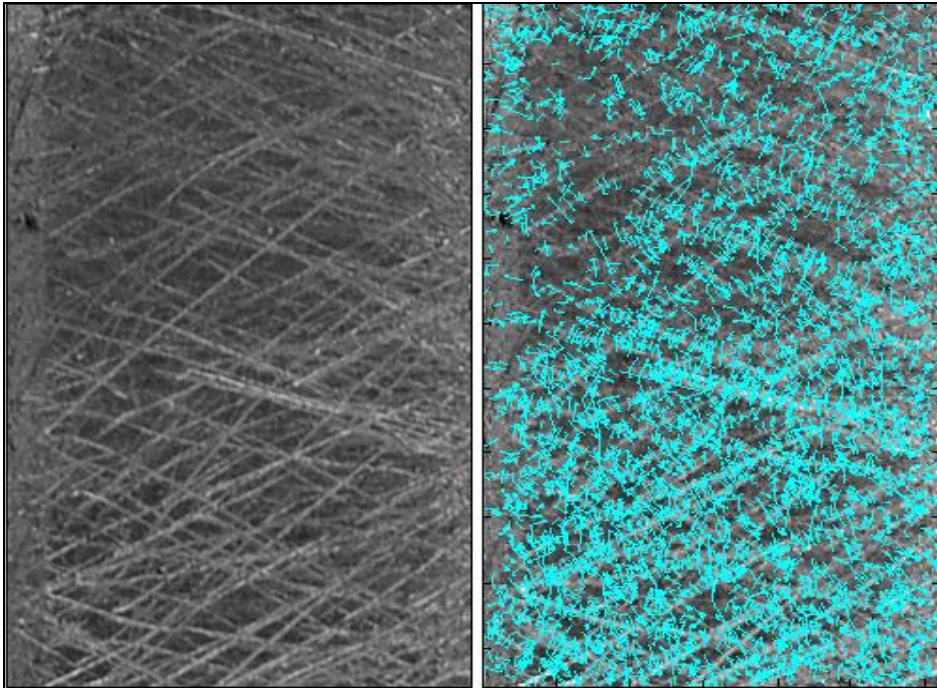


Figura 5.2 Superfície arranhada (esquerda) e pontos-chave / gradientes localizados pelo SIFT (direita).

Uma boa caracterização da superfície melhora a precisão e elimina possíveis "falsos *matches*", que são pares de pontos que podem estar mal correspondidos. Por exemplo, deseja-se evitar que um grupo de arranhões/riscos em uma parte da peça seja, por coincidência, muito similar a um outro grupo em outra parte, o que pode ocorrer se a texturização não for rica o suficiente pelo fato de uma resolução finita ser utilizada na captura de imagens.

Outra abordagem é tentar reproduzir uma textura aleatória similar à de um registro de padrão granulado obtido com a interferometria (Figura 5.3). Com este objetivo, os corpos de prova foram pulverizados manualmente com tinta acrílica branca sobre a superfície metálica do material, que foi previamente pintado em

preto. Cada ponto granuloso gerado tem uma forma única e intensidade distinta, isto serve como um alvo ideal para ser considerado ponto-chave pela técnica SIFT. Quanto menor for o tamanho dos granulados, maior a resolução espacial.

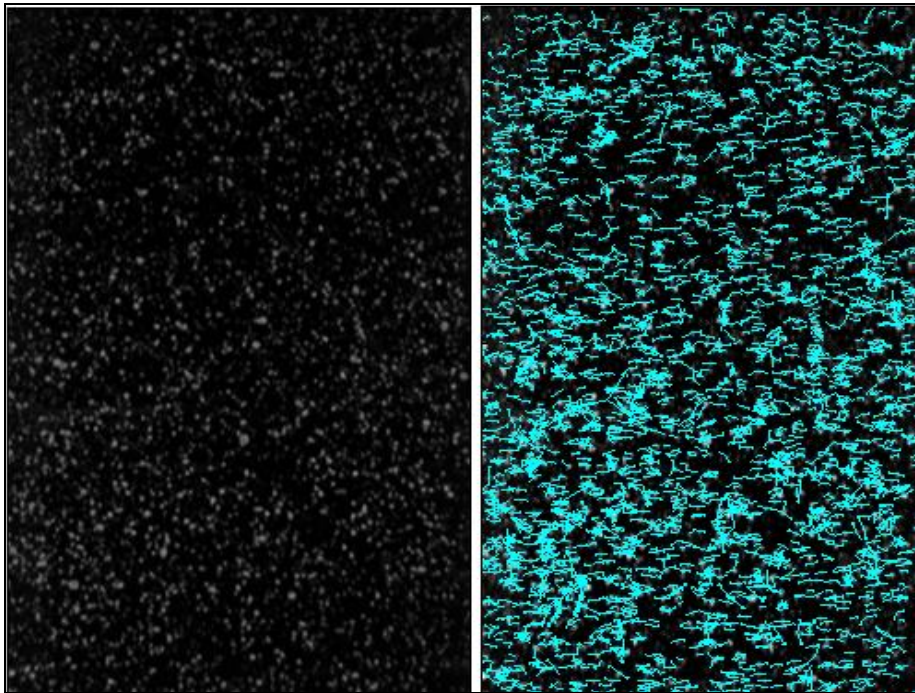


Figura 5.3 Superfície preta pulverizada com tinta branca (esquerda) e pontos-chaves / gradientes localizados pelo SIFT (direita).

A fim de acompanhar a deformação do material durante o ensaio, o padrão artificial gerado deve estar solidário à superfície e manter-se aderente, independentemente do material do corpo de prova e das condições de carga. Por outro lado, o método de texturização e o produto utilizado no revestimento da superfície não devem perturbar o campo de tensão do material. A precisão dos resultados obtidos dependerá da resolução em *pixels* da câmera CCD e do tamanho dos granulados gerados.

Após esta etapa, os corpos-de-prova são fixados na máquina de testes com suas extremidades bem fixadas às garras de aperto, para evitar o problema do escorregamento da peça durante o ensaio mecânico. Assimetrias na fixação das extremidades podem causar o aparecimento de tensões de flexão parasitas indesejáveis. É importante também garantir o alinhamento da superfície do corpo de prova com o plano da lente da câmera na montagem do teste, reduzindo assim a possibilidade de medições não-ortogonais / desalinhadas.

5.2. Aquisição das Imagens

O equipamento utilizado no registro das imagens para medição é relativamente simples, consiste de uma máquina fotográfica digital Nikon capaz de capturar imagens no formato JPG com uma resolução máxima de 3008×2000 pixels. Não se pode afirmar que esta máquina é ideal para este tipo de trabalho, já que existem no mercado máquinas com resolução 4 vezes maior, que nos permitiriam obter medições ainda mais precisas.

Para garantir que o algoritmo não capture falsas deformações por efeito de mudança de escala, foi utilizado um tripé para fixação e imobilização da câmera, mantendo constante a distância entre a câmera e o objeto durante todo o experimento.



Figura 5.4 Montagem do sistema.

Para efetuar o disparo da máquina fotográfica, foi utilizado o acessório de comando à distância de infravermelhos (IR), uma vez que qualquer contato com a câmera poderia movê-la (embora a técnica SIFT seja capaz de lidar com rotações e translações da câmera, que poderiam ocorrer durante o registro das imagens).

A câmera foi posicionada próxima aos corpos de prova, a uma distância aproximada de 150mm, e usando a máxima resolução foi possível obter medições associadas a 26 μ m/pixel. A precisão nas medições depende essencialmente da resolução da máquina fotográfica e do campo de visão utilizado. Isto é, para um mesmo equipamento, a precisão aumenta quanto menos for o campo de visão na imagem obtida.

Não foi utilizado o *flash* da câmera, para evitar iluminação localizada na superfície do material, que poderia variar muito entre imagens. O ensaio foi feito com iluminação natural própria do ambiente de trabalho do Laboratório. Constatou-se que, sob pouca ou altas condições de iluminação, a geração de sombras e brilhos na superfície do material pode reduzir o número de pontos-chave e, em consequência, afetar a precisão das medições. Para evitar regiões da imagem com poucos pontos-chaves, se faz necessário ajustar a iluminação a um patamar intermediário, que evite sombras (por pouca luminosidade) ou reflexos/brilhos (alta luminosidade).

5.3. Pós-Processamento das Imagens

Nesta etapa é utilizada a implementação computacional do algoritmo *SIFT*, desenvolvida por Lowe na *University of British Columbia* e disponibilizado para uso acadêmico¹.

A implementação de Lowe fornece um programa na linguagem C que localiza e extrai pontos-chave de duas imagens selecionadas. Primeiramente, é realizada a seleção da área de interesse no componente testado, que servirá como imagem referência para o conjunto de imagens subsequentes obtidas ao longo do ensaio. As imagens são convertidas ao formato TIF antes de serem processadas pelo SIFT.

O processo de *matching* foi implementado em uma rotina no programa Matlab®, na qual pontos SIFT de duas imagens são processados e os correspondentes são selecionados (Figura 5.5). O melhor candidato para correlacionar cada ponto-chave é encontrado pela identificação de seu vizinho mais próximo, através da menor distância Euclidiana entre os descritores dos pontos.

¹Disponível em: <http://www.cs.ubc.ca/~lowe/keypoints/>. Acessado em 01/06/2009.

Para melhorar a eficiência computacional do Matlab® é mais barato calcular o produto escalar entre vetores unitários ao invés das distâncias Euclidianas. Nota-se que os resultados do cálculo dos ângulos do produto escalar são uma aproximação muito boa, em relação às distâncias Euclidianas para pequenos ângulos.

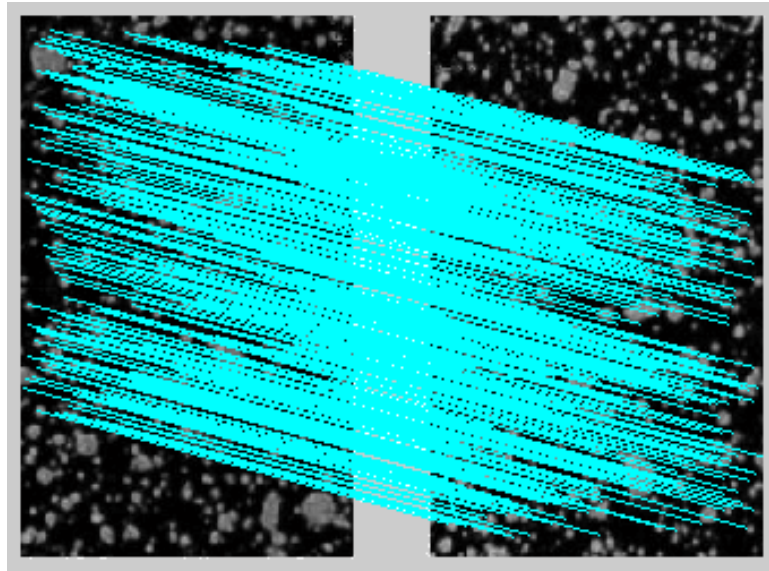


Figura 5.5 Correspondência ou *matching*. Exibem-se as linhas que ligam os pontos-chave correspondentes entre duas imagens.

Depois de realizado o *matching*, os pontos característicos correspondentes são localizados e suas posições, com respeito ao plano da imagem, são armazenadas num vetor:

$$\begin{bmatrix} x_o^1 & y_o^1 & x_f^1 & y_f^1 \\ x_o^2 & y_o^2 & x_f^2 & y_f^2 \\ x_o^3 & y_o^3 & x_f^3 & y_f^3 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_o^n & y_o^n & x_f^n & y_o^n \end{bmatrix}$$

onde:

(x_o^n, y_o^n) : posição inicial do ponto n na imagem referência;

(x_f^n, y_f^n) : posição final do ponto n na imagem de correspondência; e

n : número de correspondências corretas classificadas pelo algoritmo SIFT.

5.4. Determinação do Campo de Deformações

A deformação de um corpo em um plano é suficientemente descrita se os parâmetros de deformações puderem ser determinados em cada ponto. As equações (2.6-2.7) definem que os parâmetros de deformação, no caso bidimensional, podem ser calculados a partir das componentes de deslocamento nas direções em que ocorre a deformação. Para isto, a função deslocamento do corpo deve ser conhecida.

5.4.1. Estimativa da Função Deslocamento

Considere um corpo sólido e contínuo sujeito a um deslocamento na direção x , que o faz passar de um estado inicial para um estado final mostrados na Figura 5.6.

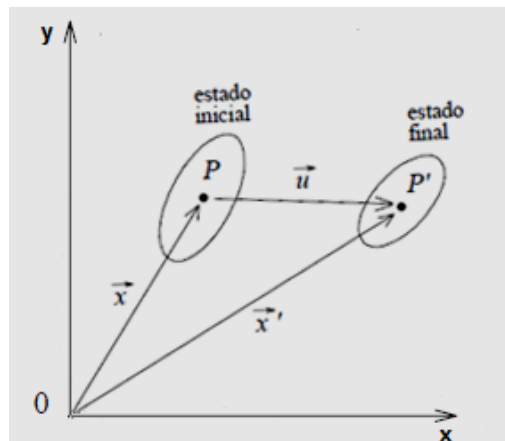


Figura 5.6 Corpo sujeito a uma deformação em x : estado inicial e estado final.

De acordo com a Figura 5.6, o novo vetor posição do ponto P , \vec{x}' , é obtido por soma vetorial do vetor posição inicial \vec{x} com o vetor deslocamento u ,

$$\vec{x}' = \vec{x} + u \quad (5.1)$$

ou

$$u = x - x' \quad (5.2)$$

Para este movimento em x , temos $u = \Delta x$, logo a componente u do deslocamento corresponde à variação de posição Δx dos pontos correspondentes localizados pelo SIFT entre a imagem inicial e final. Isto pode ser representado

por uma função definida no plano bidimensional nas direções x e y , respectivamente, onde ocorre o deslocamento (Figura 5.7), assim:

$$\Delta x = x_f - x_o, \text{ variação da posição de um ponto na direção } x$$

$$\Delta y = y_f - y_o, \text{ variação da posição de um ponto na direção } y$$

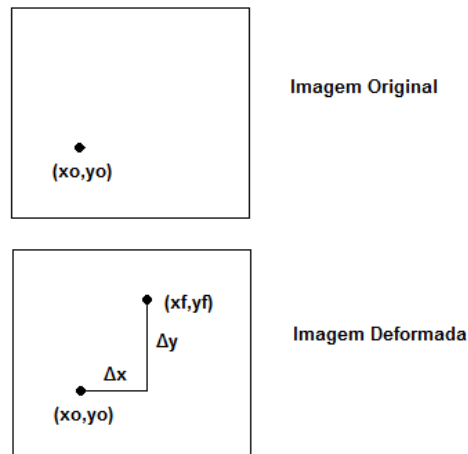


Figura 5.7 Imagem inicial (original, antes da deformação) e imagem final (após a deformação).

Define-se uma função genérica $f(x, y)$ que represente o deslocamento do corpo no plano bidimensional da imagem (*pixel*). Para cada ponto correspondente localizado pelo SIFT, a função de deslocamento pode ser definida por:

Ponto _1

$$\begin{cases} f_x(x_o^1, y_o^1) = \Delta x^1 \\ f_y(x_o^1, y_o^1) = \Delta y^1 \end{cases}$$

Ponto _2

$$\begin{cases} f_x(x_o^2, y_o^2) = \Delta x^2 \\ f_y(x_o^2, y_o^2) = \Delta y^2 \end{cases}$$

⋮ ⋮

Ponto _n

$$\begin{cases} f_x(x_o^n, y_o^n) = \Delta x^n \\ f_y(x_o^n, y_o^n) = \Delta y^n \end{cases}$$

onde Δx^i e Δy^i , são os deslocamentos do ponto i ($1 \leq i \leq n$) nas direções x e y , respectivamente, em relação à imagem original.

O deslocamento das componentes u e v nas direções x e y , respectivamente, pode ser estimado em muitas geometrias e carregamentos por um polinômio da forma:

$$\begin{aligned}
 f(x, y) = & p_0 + p_{11}x + p_{12}x^2 + p_{13}x^3 + \dots \\
 & p_{21}y + p_{22}y^2 + p_{23}y^3 + \dots \\
 & p_{31}y + p_{32}x^2y + p_{33}x^3y + \dots \\
 & p_{41}y + p_{42}x^2y^2 + p_{43}x^3y^2 + \dots
 \end{aligned} \tag{5.4}$$

onde $p_0, p_{11}, p_{12}, \dots, p_{mn}$ são os coeficientes do polinômio, com p_0 sendo denominado de termo independente.

5.4.2. Determinação dos Parâmetros de Deformação

Desenvolvendo o polinômio da Equação (5.4) em função das componentes u e v até o segundo grau (com 6 coeficientes) têm-se as equações

$$f_x = u \tag{5.5}$$

$$f_x = a_0 + a_1x + a_2xy + a_3x^2 + a_4x^2y + a_5x^2y^2 \tag{5.6}$$

$$f_y = v \tag{5.7}$$

$$f_y = b_0 + b_1x + b_2xy + b_3y^2 + b_4y^2x + b_5x^2y^2 \tag{5.8}$$

onde as componentes a_0 e b_0 são definidas como as constantes de translação, e os parâmetros a_1, a_2, \dots, a_5 e b_1, b_2, \dots, b_5 podem ser considerados como aproximações das derivadas parciais da função deslocamento que compõem o tensor de deformação, que se correlacionam com as deformações por

$$\varepsilon_x = \frac{f_x}{\partial x} \tag{5.9}$$

$$\varepsilon_x = a_1 + a_2y + 2a_3x + 2a_4xy + 2a_5xy^2 \tag{5.10}$$

$$\varepsilon_y = \frac{f_y}{\partial y}$$

(5.11)

$$\varepsilon_y = b_1 + b_2x + 2b_3y + 2b_4xy + 2b_5x^2y \tag{5.12}$$

5.4.3. Solução Aproximada por Mínimos Quadrados

A aproximação por mínimos quadrados consiste em encontrar a função que melhor se ajuste a uma série de dados experimentais, minimizando o erro resultante deste ajuste. Ou seja, pretende-se minimizar a soma dos quadrados das diferenças entre os valores tabelados e os valores obtidos pela aproximação, de tal modo que as distâncias entre o modelo (curva ajustada) e cada um dos pontos dados seja a menor possível.

Considerando n correspondências detectadas pelo SIFT, tenta-se aproximar o conjunto de n pontos correspondentes a um comportamento definido por uma equação $f(x, y)$ que represente uma função de deslocamento controlada pelos pontos extraídos pelo SIFT.

Para n pontos correspondentes detectados pelos SIFT, as Equações (5.5) e (5.7) podem ser escritas na forma

$$\begin{cases} f_x(x, y) = \Delta x \\ f_y(x, y) = \Delta y \end{cases} \quad (5.13)$$

$$\begin{cases} a_0 + a_1x_1 + a_2x_1y_1 + a_3x_1^2 + a_4x_1^2y_1 + a_5x_1^2y_1^2 = \Delta x_1 \\ b_0 + b_1y_1 + b_2x_1y_1 + b_3y_1^2 + b_4x_1y_1^2 + b_5x_1^2y_1^2 = \Delta y_1 \\ a_0 + a_2x_2 + a_2x_2y_2 + a_3x_2^2 + a_4x_2^2y_2 + a_5x_2^2y_2^2 = \Delta x_2 \\ b_0 + b_2y_2 + b_2x_2y_2 + b_3y_2^2 + b_4x_2y_2^2 + b_5x_2^2y_2^2 = \Delta y_2 \\ \vdots \\ a_0 + a_nx_n + a_2x_ny_n + a_3x_n^2 + a_4x_n^2y_n + a_5x_n^2y_n^2 = \Delta x_n \\ b_0 + b_ny_n + b_2x_ny_n + b_3y_n^2 + b_4x_ny_n^2 + b_5x_n^2y_n^2 = \Delta y_n \end{cases} \quad (5.14)$$

onde x_i e y_i são as posições iniciais do ponto correspondente i ($1 \leq i \leq n$) da imagem referência nas direções x e y , respectivamente.

Define-se $J \in R^{m \times n}$ como a matriz Jacobiana do sistema, isto é, uma matriz que contém as derivadas parciais de primeira ordem de cada componente da função deslocamento, definida nas direções x e y por

$$J_x = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_x}{\partial a_0} & \frac{\partial f_x}{\partial a_1} & \frac{\partial f_x}{\partial a_2} & \frac{\partial f_x}{\partial a_3} & \frac{\partial f_x}{\partial a_4} & \frac{\partial f_x}{\partial a_5} \end{bmatrix} \quad (5.15)$$

$$J_y = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_y}{\partial b_0} & \frac{\partial f_y}{\partial b_1} & \frac{\partial f_y}{\partial b_2} & \frac{\partial f_y}{\partial b_3} & \frac{\partial f_y}{\partial b_4} & \frac{\partial f_y}{\partial b_5} \end{bmatrix} \quad (5.16)$$

O sistema da Equação (5.14) pode então ser escrito na forma matricial como

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial f_x}{\partial a_0} & \frac{\partial f_x}{\partial a_1} & \frac{\partial f_x}{\partial a_2} & \frac{\partial f_x}{\partial a_3} & \frac{\partial f_x}{\partial a_4} & \frac{\partial f_x}{\partial a_5} \end{bmatrix} \cdot [a] = [\Delta x] \quad (5.17)$$

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial f_y}{\partial b_0} & \frac{\partial f_y}{\partial b_1} & \frac{\partial f_y}{\partial b_2} & \frac{\partial f_y}{\partial b_3} & \frac{\partial f_y}{\partial b_4} & \frac{\partial f_y}{\partial b_5} \end{bmatrix} \cdot [b] = [\Delta y] \quad (5.18)$$

onde $[a] \equiv [a_0 \ a_1 \ \dots \ a_5]^t$ e $[b] \equiv [b_0 \ b_1 \ \dots \ b_5]^t$. Empilhando as equações acima para n medições, obtêm-se

$$\begin{bmatrix} 1 & x_1 & x_1 y_1 & x_1^2 & x_1^2 y_1 & x_1^2 y_1^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_n & x_n y_n & x_n^2 & x_n^2 y_n & x_n^2 y_n^2 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} a_0 \\ \vdots \\ a_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta x_1 \\ \vdots \\ \Delta x_n \end{bmatrix} \quad (5.19)$$

$$\begin{bmatrix} 1 & x_1 & x_1 y_1 & y_1^2 & x_1 y_1^2 & x_1^2 y_1^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_n & x_n y_n & y_n^2 & x_n y_n^2 & x_n^2 y_n^2 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} b_0 \\ \vdots \\ b_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta y_1 \\ \vdots \\ \Delta y_n \end{bmatrix} \quad (5.20)$$

Ambas as equações em x e y acima podem ser escritas na forma matricial

$$J \cdot p = t \quad (5.21)$$

onde:

J : matriz Jacobiana (J_x ou J_y);

p : vetor dos parâmetros de deformação ($p = [a]$ ou $[b]$); e

t : vetor dos deslocamentos dos pontos SIFT ($t = [\Delta x]$ ou $[\Delta y]$).

Assim, a solução do sistema sobre-determinado pode ser computada usando o método linear de mínimos quadrados, que de acordo com a Equação (2.29) é dada por

$$p = (J^t \cdot J)^{-1} \cdot J^t \cdot t \quad (5.22)$$

5.4.4. Cálculo da Solução de Mínimos Quadrados

Diferentes versões da resolução do método de mínimos quadrados podem ser encontradas na literatura. A Equação (5.22) identifica os parâmetros de deformação p através do cálculo da matriz pseudo-inversa $\text{pinv}(J)$, pois

$$p_{mq} = \text{pinv}(J) \cdot t = (J^t \cdot J)^{-1} \cdot J^t \cdot t \quad (5.23)$$

No Matlab®, a pseudo-inversa de Moore-Pemrose é utilizada, que é mais robusta a erros numéricos que a definida na Equação (5.23). Este cálculo robusto está baseado na técnica de decomposição em valores singulares (SVD) (*Mathworks, Matlab, 2008*).

Com este cálculo, os parâmetros de deformação p são obtidos a partir dos vetores de deslocamento t dos pontos SIFT. Nesta formulação, podem ser obtidos campos de deformação cujos deslocamentos associados podem ser representados por funções de segundo grau (ou elípticas) em x e y .

Para campos de deformação mais complexos, causados por entalhes ou carregamentos de perfil variável, funções de deslocamento mais elaboradas precisam ser consideradas, e.g., utilizando o polinômio da Equação (5.4) incluindo termos cúbicos ou de ordem superior. A derivação das equações é similar à apresentada acima para o caso de funções elípticas.

Para exemplificar esta generalização, na seção seguinte estuda-se a aplicação da metodologia acima ao caso de uma placa com furo circular.

5.5. Campo de Deformações em uma Placa com Furo Circular

É analisada nesta seção a distribuição do campo de deformações na vizinhança de um furo cilíndrico em uma placa muito grande (em relação ao raio do furo). O objetivo é identificar os parâmetros de deformação resultantes da tração uniaxial no plano, aplicada a uma placa com furo central.

5.5.1. Identificação dos Parâmetros de Deformação

Das equações (2.17-2.18), considerando os termos:

$$\begin{aligned} a_1 = 1 & \quad a_2 = -1 & \quad a_3 = 1 & \quad a_4 = 4 & \quad a_5 = 3 \\ a_6 = 1 & \quad a_7 = 1 & \quad a_8 = -1 & \quad a_9 = 0 & \quad a_{10} = -3 \end{aligned} \quad (5.24)$$

tem-se que as tensões normais em r e θ podem ser escritas para esta placa na forma

$$\sigma_r = \frac{\sigma_n}{2} \left[a_1 + a_2 \frac{R^2}{r^2} + a_3 \cos 2\theta + a_4 \frac{R^2}{r^2} \cos 2\theta + a_5 \frac{R^4}{r^4} \cos 2\theta \right] \quad (5.25)$$

$$\sigma_\theta = \frac{\sigma_n}{2} \left[a_6 + a_7 \frac{R^2}{r^2} + a_8 \cos 2\theta + a_9 \frac{R^2}{r^2} \cos 2\theta + a_{10} \frac{R^4}{r^4} \cos 2\theta \right] \quad (5.26)$$

onde σ_r é a tensão radial, σ_θ a tensão circunferencial, R o raio do furo, e r uma coordenada radial arbitrária que se encontra em torno do centro do furo e onde se pretende determinar as deformações. A tensão cisalhante $\tau_{r\theta}$ poderia ser facilmente representada de forma similar, necessitando de apenas 3 coeficientes adicionais a_{11} , a_{12} e a_{13} . No entanto, por simplicidade e para não expandir demais este exemplo, apenas as deformações normais σ_r e σ_θ serão estudadas.

Se as propriedades mecânicas do material da placa correspondem às de um material homogêneo e isotrópico, com comportamento elástico linear, pode-se recorrer à Lei de Hooke para obter as componentes de deformação em torno do furo. Atendendo às equações (5.25-5.26), as expressões resultantes em coordenadas polares são

$$\varepsilon_r = \frac{\sigma_n}{2} \left(\begin{array}{l} a_1 + a_2 \frac{R^2}{r^2} + a_3 \cos 2\theta + a_4 \frac{R^2}{r^2} \cos 2\theta + \\ a_5 \frac{R^4}{r^4} \cos 2\theta - a_6 \nu - a_7 \nu \frac{R^2}{r^2} - a_8 \nu \cos 2\theta - \\ a_9 \nu \frac{R^2}{r^2} \cos 2\theta - a_{10} \nu \frac{R^4}{r^4} \cos 2\theta \end{array} \right) \quad (5.27)$$

$$\varepsilon_\theta = \frac{\sigma_n}{2} \left(\begin{array}{l} -a_1 \nu - a_2 \nu \frac{R^2}{r^2} - a_3 \nu \cos 2\theta - a_4 \nu \frac{R^2}{r^2} \cos 2\theta - \\ a_5 \nu \frac{R^4}{r^4} \cos 2\theta + a_6 + a_7 \frac{R^2}{r^2} + a_8 \cos 2\theta + \\ a_9 \frac{R^2}{r^2} \cos 2\theta + a_{10} \frac{R^4}{r^4} \cos 2\theta \end{array} \right) \quad (5.28)$$

onde ε_r e ε_θ são as deformações normais radial e tangencial, respectivamente.

5.5.2. Deslocamentos na Placa com Furo

Da figura 5.8, definem-se os deslocamentos radiais e tangenciais por

$$\Delta u_r = u_r^f - u_r^o \quad (5.29)$$

$$\Delta u_\theta = u_\theta^f - u_\theta^o \quad (5.30)$$

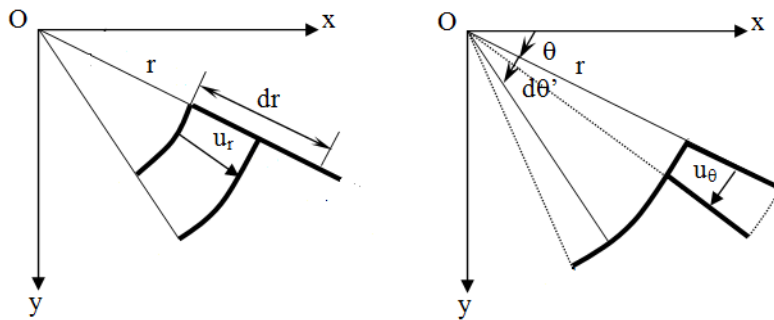


Figura 5.8 Deslocamento radial [mm] e deslocamento tangencial [rad].

onde u_r é o deslocamento radial, u_r^o e u_r^f os deslocamentos radiais inicial e final, u_θ o deslocamento tangencial, e u_θ^o e u_θ^f os deslocamentos tangenciais inicial e final, representados na Figura 5.9.

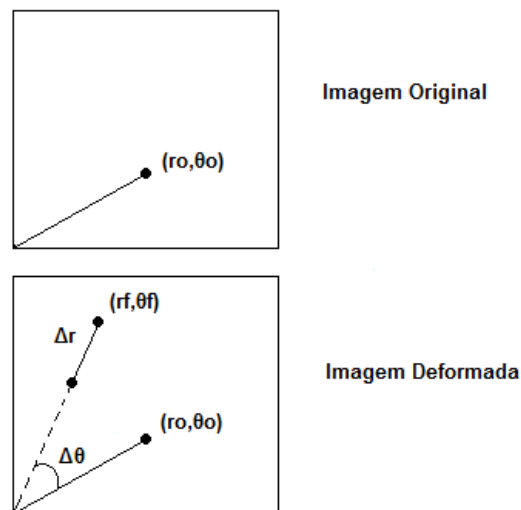


Figura 5.9 Imagem inicial (antes da deformação) e imagem final (após deformação) em coordenadas polares.

Define-se uma função $f(r, \theta)$ que represente o deslocamento do corpo no plano da imagem, em coordenadas polares. Assim, os deslocamentos para cada ponto SIFT localizado podem ser definidos pelas expressões:

Ponto _1

$$\begin{cases} f_r(r_o^1, \theta_o^1) = \Delta r^1 \\ f_\theta(r_o^1, \theta_o^1) = \Delta \theta^1 \end{cases}$$

Ponto _2

$$\begin{cases} f_r(r_o^2, \theta_o^2) = \Delta r^2 \\ f_\theta(r_o^2, \theta_o^2) = \Delta \theta^2 \end{cases}$$

⋮

Ponto _n

$$\begin{cases} f_r(r_o^n, \theta_o^n) = \Delta r^n \\ f_\theta(r_o^n, \theta_o^n) = \Delta \theta^n \end{cases}$$

onde Δr^i e $\Delta \theta^i$ são respectivamente os deslocamentos radial e tangencial do ponto i ($1 \leq i \leq n$).

Atendendo às Equações (2.12) e (2.14), obtêm-se equações suficientes para determinar expressões para ambos o deslocamento radial (mm) e tangencial (rad):

$$u_r = \int_0^r \varepsilon_r dr \quad (5.31)$$

$$u_\theta = \int_0^\theta \left(\varepsilon_\theta - \frac{u_r}{r} \right) d\theta \quad (5.32)$$

Substituindo (2.20) e (2.21), respectivamente, em (5.31) e (5.32), tem-se

$$u_r = \frac{\sigma_n}{2} \int_0^r \begin{pmatrix} a_1 + a_2 \frac{R^2}{r^2} + a_3 \cos 2\theta + a_4 \frac{R^2}{r^2} \cos 2\theta \\ + a_5 \frac{R^4}{r^4} \cos 2\theta - a_6 \nu - a_7 \nu \frac{R^2}{r^2} - a_8 \nu \cos 2\theta \\ - a_9 \nu \frac{R^2}{r^2} \cos 2\theta - a_{10} \nu \frac{R^4}{r^4} \cos 2\theta \end{pmatrix} dr \quad (5.33)$$

$$u_\theta = \frac{\sigma_n}{2E} \int_0^\theta \begin{pmatrix} -a_1(\nu+1) - a_2(\nu-1) \frac{R^2}{r^2} - a_3(\nu+1) \cos 2\theta \\ -a_4(\nu-1) \frac{R^2}{r^2} \cos 2\theta - a_5 \left(\nu - \frac{1}{3} \right) \frac{R^4}{r^4} \cos 2\theta \\ + a_6(\nu+1) + a_7(1-\nu) \frac{R^2}{r^2} + a_8(\nu+1) \cos 2\theta \\ + a_9 \frac{R^2}{r^2} (1-\nu) \cos 2\theta + a_{10} \left(1 - \frac{\nu}{3} \right) \frac{R^4}{r^4} \cos 2\theta \end{pmatrix} d\theta \quad (5.34)$$

Após calcular as integrações acima definidas, obtêm-se finalmente as expressões dos deslocamentos em função dos coeficientes de deformação, a serem determinados pelo método dos mínimos quadrados:

$$u_r = \frac{\sigma_n}{2E} \begin{pmatrix} a_1 r + a_2 \frac{R^2}{r} + a_3 r \cos 2\theta - a_4 \frac{R^2}{r} \cos 2\theta \\ -a_5 \frac{R^4}{3r^3} \cos 2\theta - a_6 \nu r + a_7 \nu \frac{R^2}{r} - a_8 \nu r \cos 2\theta \\ +a_9 \nu \frac{R^2}{r} \cos 2\theta + a_{10} \nu \frac{R^4}{3r^3} \cos 2\theta \end{pmatrix} \quad (5.35)$$

$$u_\theta = \frac{\sigma_n}{2E} \begin{pmatrix} -a_1(\nu+1)\theta - a_2(\nu-1)\theta \frac{R^2}{r^2} - a_3 \frac{(\nu+1)}{2} \text{sen}2\theta \\ -a_4(\nu-1) \frac{R^2}{2r^2} \text{sen}2\theta - a_5 \left(\nu - \frac{1}{3}\right) \frac{R^4}{2r^4} \text{sen}2\theta \\ +a_6(\nu+1)\theta + a_7(1-\nu)\theta \frac{R^2}{r^2} + a_8 \frac{(\nu+1)}{2} \text{sen}2\theta \\ +a_9(1-\nu) \frac{R^2}{2r^2} \text{sen}2\theta + a_{10} \left(1 - \frac{\nu}{3}\right) \frac{R^4}{2r^4} \text{sen}2\theta \end{pmatrix} \quad (5.36)$$

5.5.3. Solução Aproximada por Mínimos Quadrados

Para n pontos correspondentes detectados pelo SIFT, as Equações (5.31) e (5.32) podem ser escritas na forma

$$\begin{cases} u_r(r, \theta) = \Delta r \\ u_\theta(r, \theta) = \Delta \theta \end{cases} \quad (5.37)$$

$$\begin{cases} u_r^1(r, \theta) = \Delta r_1 \\ u_\theta^1(r, \theta) = \Delta \theta_1 \\ u_r^2(r, \theta) = \Delta r_2 \\ u_\theta^2(r, \theta) = \Delta \theta_2 \\ \vdots \\ u_r^n(r, \theta) = \Delta r_n \\ u_\theta^n(r, \theta) = \Delta \theta_n \end{cases} \quad (5.38)$$

A matriz Jacobiana contém as derivadas parciais de primeira ordem de cada componente da função deslocamento, logo

$$J_i = \begin{bmatrix} \frac{\partial u_r}{\partial a_0} & \frac{\partial u_r}{\partial a_1} & \frac{\partial u_r}{\partial a_2} & \frac{\partial u_r}{\partial a_3} & \dots & \frac{\partial u_r}{\partial a_{10}} \\ \frac{\partial u_\theta}{\partial a_0} & \frac{\partial u_\theta}{\partial a_1} & \frac{\partial u_\theta}{\partial a_2} & \frac{\partial u_\theta}{\partial a_3} & \dots & \frac{\partial u_\theta}{\partial a_{10}} \end{bmatrix} \quad (5.39)$$

onde J_i é a matriz Jacobiana do ponto i ($1 \leq i \leq n$) localizado pelo SIFT.

Escrita na forma matricial, tem-se

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial u_r}{\partial a_0} & \frac{\partial u_r}{\partial a_1} & \frac{\partial u_r}{\partial a_2} & \frac{\partial u_r}{\partial a_3} & \dots & \frac{\partial u_r}{\partial a_{10}} \\ \frac{\partial u_\theta}{\partial a_0} & \frac{\partial u_\theta}{\partial a_1} & \frac{\partial u_\theta}{\partial a_2} & \frac{\partial u_\theta}{\partial a_3} & \dots & \frac{\partial u_\theta}{\partial a_{10}} \end{bmatrix} \cdot [a] = \begin{bmatrix} u_r \\ u_\theta \end{bmatrix} \equiv u_i \quad (5.40)$$

onde $[a] \equiv [a_0 \ a_1 \ \dots \ a_{10}]^t$. Note que nessa formulação não foi preciso definir um vetor $[b]$, pois os coeficientes relacionados tanto à direção radial r quanto circunferencial θ foram agrupados no mesmo vetor $[a]$. Empilhando a Equação (5.40) para as n medições, obtém-se

$$\begin{bmatrix} J_1 \\ J_2 \\ \vdots \\ J_n \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_{10} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_n \end{bmatrix} \quad (5.41)$$

que, na forma matricial, pode ser escrita por

$$J \cdot p = t \quad (5.42)$$

onde J , p e t são as versões para a placa com furo circular das matrizes de mesmo nome, definidas anteriormente.

Como já visto, a Equação (2.29) fornece uma solução de mínimos quadrados para o sistema sobre-determinado, dada por

$$p = (J^t \cdot J)^{-1} \cdot J^t \cdot t \quad (5.43)$$

Aplicando a pseudo-inversa como solução ao problema dos mínimos quadrados, obtém-se a estimativa dos elementos que compõem o vetor p , o vetor dos parâmetros de deformação a serem identificados. Para uma placa de grandes dimensões, espera-se que os parâmetros identificados sejam próximos dos valores

da Equação (5.24). Esta verificação pode ser feita para avaliar a precisão do sistema experimental.

Após obter os parâmetros de deformação p , a partir das medições e da técnica SIFT, o campo de deformações na placa com furo fica então determinado pelas Equações (5.27) e (5.28), e o campo de tensões pelas (5.25) e (5.26).

Note que, nesse exemplo, os valores p a serem identificados já eram conhecidos analiticamente, para placas muito grandes com furos circulares. Esse exemplo seria, portanto útil para validar o sistema.

No entanto, a mesma técnica pode ser usada em outras geometrias que não possuam solução analítica para seus campos de deformação, bastando propor um polinômio (ou outra função) de ordem alta o suficiente para representar as funções de deslocamento. É possível utilizar polinômios de ordem elevada, sem comprometer a precisão dos resultados, se o número n de pontos-chaves identificados pelo SIFT for muito grande. Os monômios desnecessários provavelmente estarão associados a coeficientes identificados próximos de zero.

Note também que o campo de deformações não precisa ser linear elástico. Campos de deformação elastoplásticos podem ser determinados, desde que as funções propostas para os deslocamentos possuam em sua formulação termos elastoplásticos com coeficientes a serem determinados. Estes termos elastoplásticos podem ser incorporados e.g. a partir das equações de Ramberg-Osgood e de generalizações das regras de concentração de deformação como Neuber, Enfoque Linear, ou Glinka. Cuidado neste caso, pois, na presença de deformações elastoplásticas, as tensões correspondentes não podem ser calculadas a partir do campo de deformações usando a Lei de Hooke.

Outras técnicas numéricas, como o método de Elementos Finitos (MEF) ou das diferenças finitas (MDF), também podem ser aplicadas em problemas com soluções analíticas complicadas ou não conhecidas.

No próximo capítulo, as formulações acima apresentadas são avaliadas por simulações baseadas em imagens artificialmente alteradas.

6 SIMULAÇÕES

Neste capítulo, o desempenho dos métodos propostos será avaliado através de imagens artificialmente modificadas com ajuda das ferramentas para processamento de imagens disponibilizadas pelo programa Matlab®.

A simulação de uma deformação é feita a partir de uma função de deslocamento definida pelo usuário, contendo parâmetros de deformação a serem arbitrados. A imagem de referência é capturada de um corpo de prova real, com a máxima resolução da câmera digital Nikon D50. A Figura 6.1 mostra que a superfície metálica foi previamente lixada, da forma mais aleatória possível.

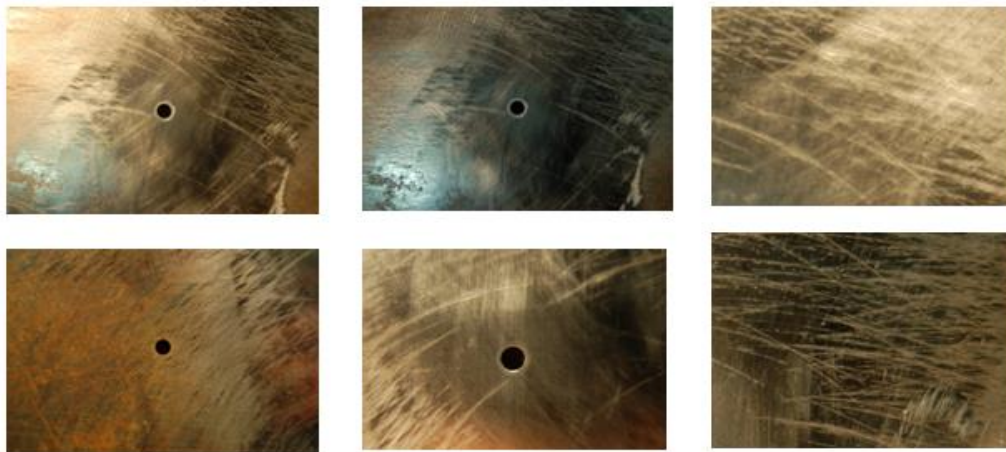


Figura 6.1 Imagens de uma peça metálica com furo.

A técnica SIFT consegue então extrair e descrever pontos-chaves da imagem de referência (Figura 6.2), os quais serão procurados nas imagens subsequentes deformadas artificialmente pelas ferramentas computacionais do Matlab®. Através da metodologia desenvolvida, tenta-se estimar os valores dos parâmetros de deformação que foram previamente definidos pelo usuário.

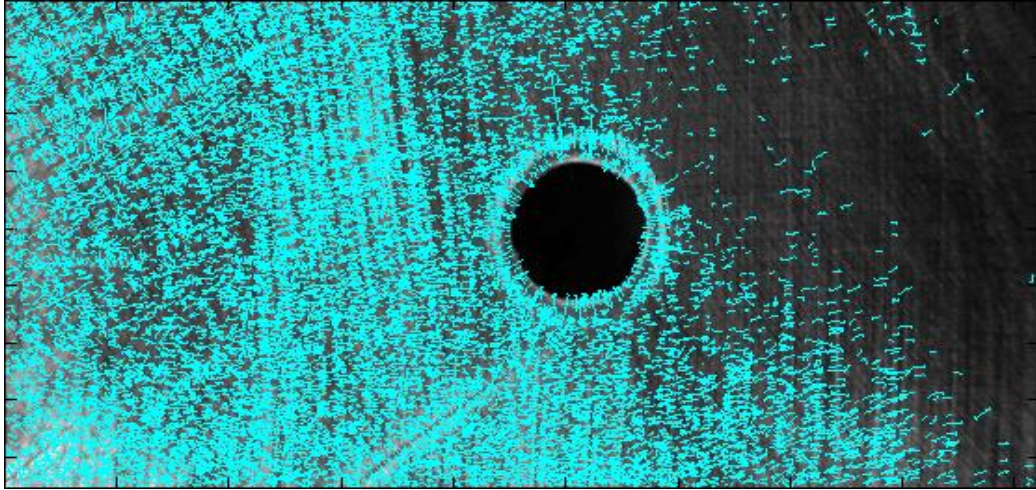


Figura 6.2 Localização de pontos-chave pelo SIFT.

6.1. Campo de Deformações Uniforme

Considere-se, para a primeira simulação, uma tração biaxial uniforme relativa aos eixos x e y . Para simular a deformação uniforme envolvida nesta análise, definem-se as seguintes funções lineares de deslocamento:

$$\begin{cases} f_x = a_0 + a_1 x \\ f_y = b_0 + b_1 y \end{cases} \quad (6.1)$$

As deformações uniformes são determinadas por

$$\varepsilon_x = \frac{\partial f_x}{\partial x} = a_1 \quad (6.2)$$

e

$$\varepsilon_y = \frac{\partial f_y}{\partial y} = b_1 \quad (6.3)$$

Definem-se arbitrariamente os valores para os parâmetros de deformação $a_1 = 0.01$ e $b_1 = 0.02$ nas direções x e y , respectivamente. A imagem original será numericamente deformada pela aplicação do deslocamento bidirecional definido pelas Equações (6.4) e (6.5), como mostrado na Figura 6.3.

$$\begin{cases} u = a_1 x \\ v = b_1 y \end{cases} \quad (6.4)$$

$$\begin{cases} x_f = x_o + 0,01x_o \\ y_f = y_o + 0,02y_o \end{cases} \quad (6.5)$$

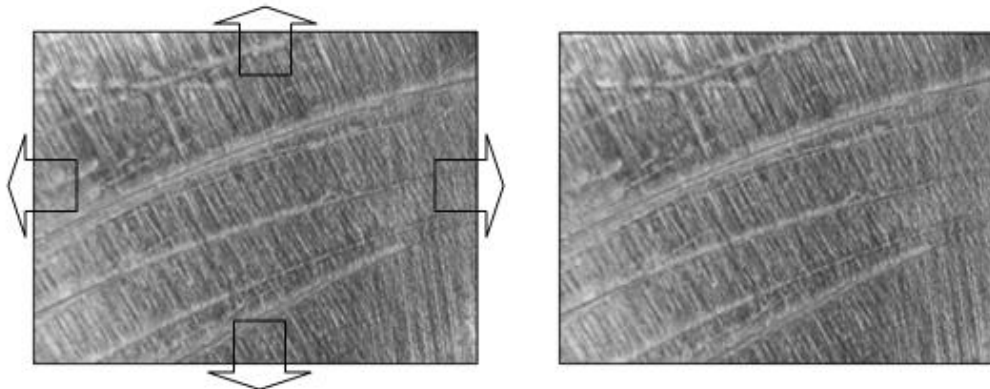


Figura 6.3 Imagem original e final, depois da aplicação de deslocamentos bidirecionais.

Os resultados obtidos das simulações são mostrados na Tabela 6.1. A técnica SIFT aplicada à correlação entre as 2 imagens da Figura 6.3, juntamente com o método dos mínimos quadrados aplicados a funções lineares de deslocamento, é capaz de identificar as deformações teóricas impostas com erros menores que 1%.

Tabela 6.1 Resultados dos parâmetros de deformação para o caso de uma deformação uniforme.

Parâmetros Deformação	Valores Teóricos	Valores Estimados
a_1	0,01	0,0101
b_1	0,02	0,0200

6.2. Campo de Deformações Variável

Nesta segunda simulação, define-se uma deformação variável de um corpo representada pelas equações de deslocamento

$$\begin{cases} f_x = a_0 + a_1x + a_2xy \\ f_y = b_0 + b_1y + b_2xy \end{cases} \quad (6.6)$$

Utilizando a metodologia descrita, os campos de deformações em cada eixo x e y , respectivamente, são determinados pelas expressões

$$\varepsilon_x = \frac{\partial f_x}{\partial x} = a_1 + a_2 y \quad (6.7)$$

$$\varepsilon_y = \frac{\partial f_y}{\partial y} = b_1 + b_2 x \quad (6.8)$$

Nesta simulação, as deformações em y serão arbitradas como nulas, portanto definem-se $b_1 = b_2 = 0$ para as deformações artificiais da imagem, e com deslocamento nulo em y , i.e., $b_0 = 0$. Só haverá deslocamento na direção x , definido pelos termos arbitrados $a_1 = 0,03$ e $a_2 = 0,002$, resultando em um campo não-uniforme na direção x , pois $\varepsilon_x = 0,03 + 0,002 \cdot y$ varia na direção y . Este campo variável seria obtível na prática por uma combinação de tração e flexão na direção x . Estes deslocamentos serão então artificialmente impostos à imagem, através das transformações

$$\begin{cases} u = a_1 x + a_2 xy \\ v = 0 \end{cases} \quad (6.9)$$

$$\begin{cases} x_f = x_o + 0,03x_o + 0,002y_o \\ y_f = y_o \end{cases} \quad (6.10)$$

A Figura 6.4 mostra a imagem final artificialmente deformada, resultado da execução dos deslocamentos descritos na Equação 6.6 na imagem original.

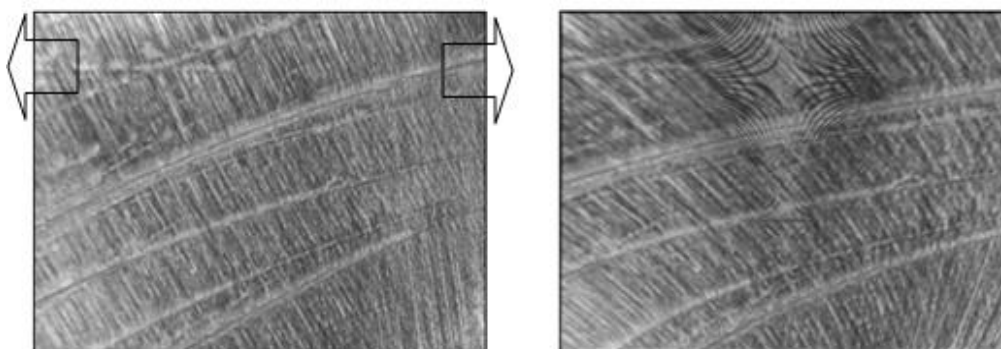


Figura 6.4 Imagem original e final, depois da aplicação de deslocamentos bidirecionais.

As equações (6.9-6.10) resumem os campos de deformações arbitrados para ambos os eixos x e y , respectivamente:

$$\varepsilon_x = 0,03 + 0,002y$$

$$\varepsilon_y = 0$$

Os resultados obtidos da simulação para cada parâmetro de deformação são mostrados na Tabela 6.2. Nota-se um erro de 7% no termo constante a_1 de ε_x (associado e.g. à contribuição da tração) e um erro desprezível no coeficiente a_2 (associado e.g. à contribuição da flexão).

Tabela 6.2 Resultados dos parâmetros de deformação para o caso de uma deformação variável.

Parâmetros Deformação	Valores Teóricos	Valores Estimados
a_1	0,03	0,0278
a_2	0,002	0,0020
b_1	0,0	0,0
b_2	0,0	0,0

6.3. Campo de Deformações de uma Placa com Furo Central

O estado de deformações normais de uma placa com furo circular pode ser caracterizado pelas suas componentes do vetor deformação associadas às duas direções no espaço bi-dimensional.

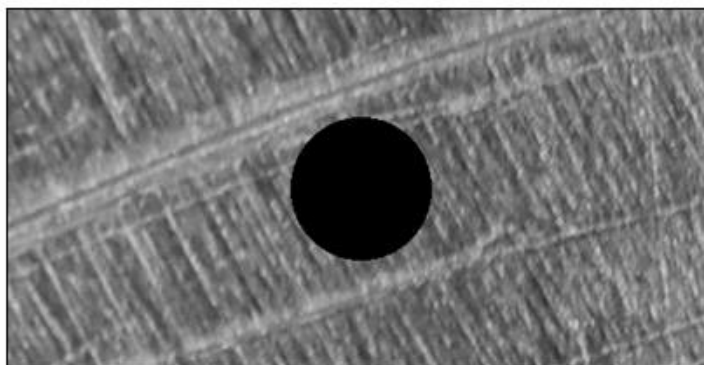


Figura 6.5 Imagem criada artificialmente de uma placa com furo

Para o caso em estudo, cria-se a imagem de uma placa com a geometria apresentada na Figura 6.5 e Tabela 6.3, e com as propriedades mecânicas de um material virtual adotado, definido na Tabela 6.4.

Tabela 6.3 Geometria da placa simulada

Geometria	
Comprimento	L = 20 [mm]
Largura	D = 10 [mm]
Espessura	t = 4[mm]
Diâmetro do furo	d = 4 [mm]

Tabela 6.4 Propriedades mecânicas adotadas.

Propriedades do material simulado	
Módulo de elasticidade	E = 70 GPa
Coefficiente de Poisson	$\nu = 0,33$

Como visto no Capítulo 5, as seguintes expressões definem o comportamento dos deslocamentos tangencial e radial, respectivamente:

$$u_r = \frac{\sigma_n}{2E} \left(\begin{array}{l} a_1 r + a_2 \frac{R^2}{r} + a_3 r \cos 2\theta - a_4 \frac{R^2}{r} \cos 2\theta - a_5 \frac{R^4}{3r^3} \cos 2\theta \\ -a_6 \nu r + a_7 \nu \frac{R^2}{r} - a_8 \nu r \cos 2\theta + a_9 \nu \frac{R^2}{r} \cos 2\theta + a_{10} \nu \frac{R^4}{3r^3} \cos 2\theta \end{array} \right)$$

$$u_\theta = \frac{\sigma_n}{2E} \left(\begin{array}{l} -a_1(\nu+1)\theta - a_2(\nu-1)\theta \frac{R^2}{r^2} - a_3 \frac{(\nu+1)}{2} \text{sen}2\theta - a_4(\nu-1) \frac{R^2}{2r^2} \text{sen}2\theta \\ -a_5 \left(\nu - \frac{1}{3} \right) \frac{R^4}{2r^4} \text{sen}2\theta + a_6(\nu+1)\theta + a_7(1-\nu)\theta \frac{R^2}{r^2} + a_8 \frac{(\nu+1)}{2} \text{sen}2\theta \\ +a_9(1-\nu) \frac{R^2}{2r^2} \text{sen}2\theta + a_{10} \left(1 - \frac{\nu}{3} \right) \frac{R^4}{2r^4} \text{sen}2\theta \end{array} \right)$$

Uma tensão σ_n (definida na direção x) aplicada à placa está associada aos parâmetros obtidos analiticamente:

$$\begin{aligned}
 a_1 = 1 \quad a_2 = -1 \quad a_3 = 1 \quad a_4 = 4 \quad a_5 = 3 \\
 a_6 = 1 \quad a_7 = 1 \quad a_8 = -1 \quad a_9 = 0 \quad a_{10} = -3
 \end{aligned}$$

A Figura 6.6 mostra a imagem final modificada numericamente, assumindo os valores de a_i definidos acima para simular o efeito de uma tensão nominal σ_n associada a uma deformação máxima no furo de 1%.

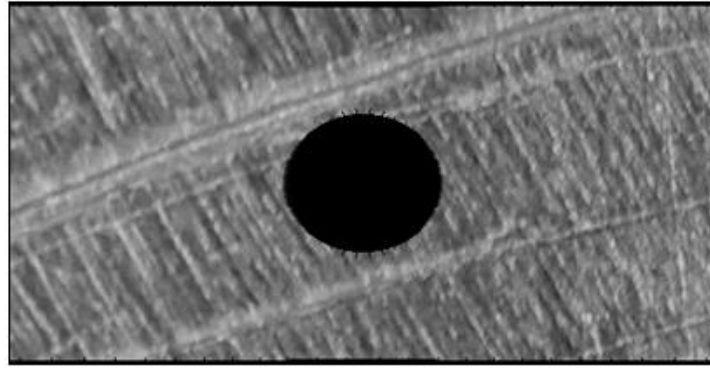


Figura 6.6 Imagem final deformada após a aplicação de deslocamentos bidirecionais associados a uma tensão nominal σ_n na direção horizontal.

Nesta simulação, os parâmetros a serem identificados serão os coeficientes a_1 até a_{10} envolvidos nas equações da placa com furo. Como estes parâmetros são conhecidos a partir da solução analítica para esta placa, a metodologia proposta poderá ser quantitativamente avaliada.

Aplicando-se a metodologia às imagens original e modificada, obtêm-se os coeficientes a_i desejados.

Como o campo de deformações da placa com furo, no sistema de coordenadas polares, é definido por

$$\begin{aligned}
 \varepsilon_r = \frac{\sigma_n}{2} & \left(\begin{array}{l} a_1 + a_2 \frac{R^2}{r^2} + a_3 \cos 2\theta + a_4 \frac{R^2}{r^2} \cos 2\theta + a_5 \frac{R^4}{r^4} \cos 2\theta - a_6 \nu \\ -a_7 \nu \frac{R^2}{r^2} - a_8 \nu \cos 2\theta - a_9 \nu \frac{R^2}{r^2} \cos 2\theta - a_{10} \nu \frac{R^4}{r^4} \cos 2\theta \end{array} \right) \\
 \varepsilon_\theta = \frac{\sigma_n}{2} & \left(\begin{array}{l} -a_1 \nu - a_2 \nu \frac{R^2}{r^2} - a_3 \nu \cos 2\theta - a_4 \nu \frac{R^2}{r^2} \cos 2\theta - a_5 \nu \frac{R^4}{r^4} \cos 2\theta \\ +a_6 + a_7 \frac{R^2}{r^2} + a_8 \cos 2\theta + a_9 \frac{R^2}{r^2} \cos 2\theta + a_{10} \frac{R^4}{r^4} \cos 2\theta \end{array} \right)
 \end{aligned}$$

e os coeficiente a_i foram identificados, é possível desenhar a distribuição das deformações da placa simulando uma força de tração aplicada no eixo horizontal, vide Figura 6.7. Como esperado, as deformações máximas alcançadas estão em torno de 1% (deformações ε_x acima e abaixo do furo, nas interseções entre a borda do furo e uma linha vertical passando por seu centro).

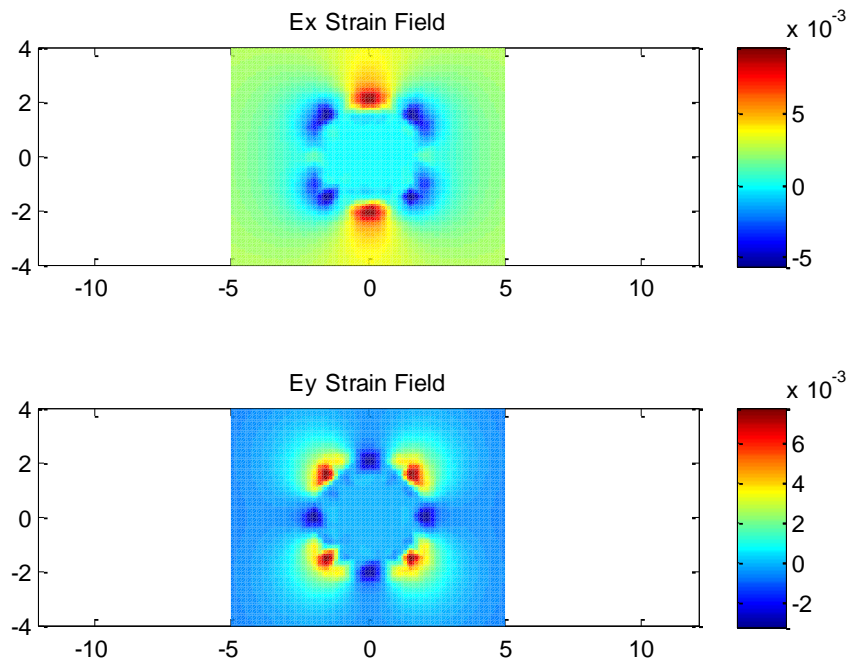


Figura 6.7 Simulação da distribuição do campo de deformações de uma placa com furo central, para uma tensão nominal $\sigma = 9KN$.

Os resultados estimados para cada parâmetro de deformação, para diversas simulações com diferentes resoluções de câmera em *pixels*, são mostrados na Tabela 6.5.

Concluimos que, com altas resoluções, consegue-se obter com boa precisão o gradiente de tensões e deformações ao redor de um furo no caso elástico (obtendo os coeficientes a_1 até a_{10}). Note que os coeficientes a_9 e a_{10} possuem os maiores erros, porém eles estão associados a termos de 4ª ordem em relação a R/r , possuindo pouca influência no resultado final, pois $(R/r)^4 \ll (R/r)$ para a maioria dos pontos da placa.

Tabela 6.5 Resultados da estimação dos parâmetros de deformação para diferentes resoluções virtuais.

Valores analíticos	Resolução virtual				
	800x400	1600x800	1800x900	2000x1000	3200x1600
$a_1 = 1$	0.7335	1.0363	1.0508	1.0305	1.0072
$a_2 = -1$	-0.4470	-0.9663	-1.3536	-1.2485	-0.9676
$a_3 = 1$	0.8439	1.1821	0.8875	0.9988	0.9017
$a_4 = -4$	-5.9385	-3.1249	-4.7546	-4.0124	-3.8729
$a_5 = 3$	5.2375	-3.1150	0.9165	2.3216	1.7986
$a_6 = 1$	0.7642	1.0510	1.0784	1.0606	1.0186
$a_7 = 1$	0.4134	1.0048	0.9688	0.8203	0.7213
$a_8 = -1$	-1.5940	-0.7584	-0.9201	-0.9472	-1.1508
$a_9 = 0$	-3.5396	-4.7378	-4.5878	-1.3595	0.6517
$a_{10} = -3$	-0.6273	1.5537	0.9984	-5.2514	-3.9777
Desvio Padrão	2.0789	1.9746	1.8493	0.6988	0.4728

A Figura 6.8 ilustra os erros em porcentagem de deformação devido à resolução limitada do sistema de aquisição das imagens, para o caso da placa sem furo e para a câmera utilizada (em sua maior resolução).

Nóta-se que para pequenas deformações, desvios significativos na localização dos pontos correspondentes na imagem deformada (da ordem de 1 *pixel*) ocasionam erros na medição visual de deformação da ordem 0,033%. À medida que a deformação a ser medida aumenta, este valor do erro diminui, porque maiores deformações são mais fáceis de serem detectadas. O erro médio na deformação medida na faixa de deformações entre 0 e 10000 $\mu\epsilon$ é de 0,028%. Por outro lado, para pequenos desvios de localização da ordem de 0,1 *pixels*, o erro na deformação medida visualmente é de 0,003% para toda a faixa de deformação.

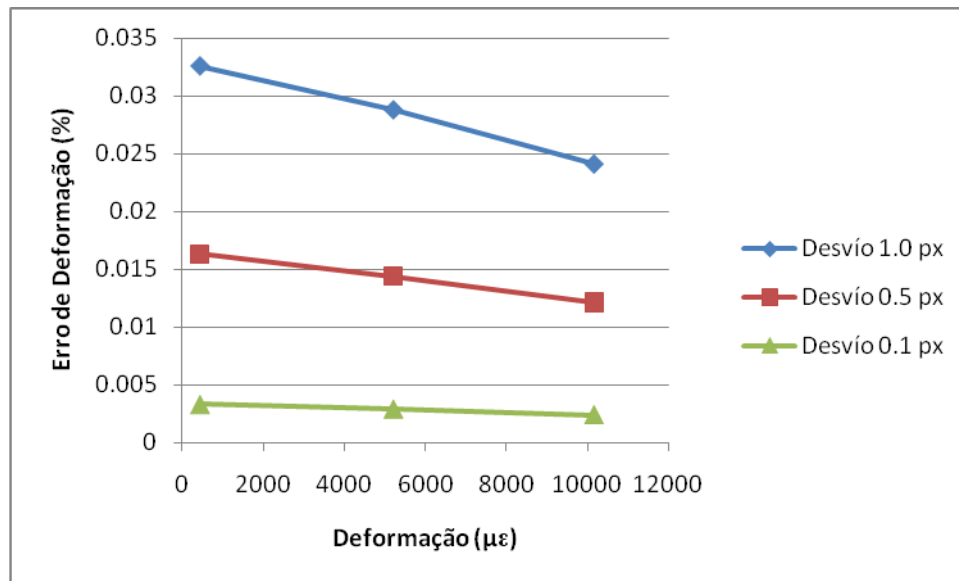


Figura 6.8 Gráfico dos erros na medição visual da deformação associados à resolução.

As simulações demonstraram que a técnica SIFT é capaz de identificar campos não-uniformes de deformação, desde que as funções de deslocamentos sejam apropriadamente escolhidas, e a resolução das imagens seja suficientemente alta.

No capítulo seguinte, experimentos são conduzidos para validar a metodologia.

7 RESULTADOS EXPERIMENTAIS

No presente capítulo, é apresentada a aplicação efetiva da metodologia desenvolvida para medição de campos de deformações. Imagens coletadas durante ensaios de tração são analisadas, e as deformações estimadas são apresentadas e avaliadas. Algumas limitações e fontes de erros são identificadas e discutidas.

Os experimentos envolvem duas etapas, descritas nas seções a seguir. Nelas, campos de deformação uniforme são determinados e comparados com medições fornecidas por extensômetros colados em placas planas ou barras redondas sujeitas a tração uniaxial. Propriedades mecânicas dos materiais testados, como o módulo de Elasticidade e o coeficiente de Poisson, são determinados experimentalmente nos ensaios mecânicos realizados. Estas duas propriedades elásticas são suficientes para descrever as relações tensão-deformação em materiais lineares elásticos isotrópicos e homogêneos.

Os ensaios de tração uniaxial são realizados na máquina para ensaios mecânicos Instron modelo 8501, com velocidade de deslocamento de 1 mm/min .

7.1. Determinação do Módulo de Elasticidade

Na primeira etapa, o método implementado é avaliado para medição de pequenos valores de deformação (na região elástica) presentes na superfície de um corpo de prova cilíndrico sujeito a tração uniaxial. Neste experimento, o Módulo de Elasticidade do material testado é a propriedade a ser determinada experimentalmente.

O Módulo de Elasticidade ou Módulo de Young (E) é um parâmetro que proporciona uma medida da rigidez do material sólido, e é determinado pela razão entre a tensão uniaxial aplicada e a deformação resultante nesta direção, dentro do limite elástico.

Um extensômetro de pinças da marca Instron (Figura 7.1) é montado no corpo de prova para leitura das deformações causadas pela carga axial durante o ensaio mecânico de tração. As forças impostas à placa são medidas por uma célula de carga com capacidade de 100kN instalada na máquina Instron.



Figura 7.1 Extensômetro Instron montado no corpo de prova.

Os corpos de prova cilíndricos testados neste ensaio são feitos de aço e alumínio, e possuem a geometria apresentada na Tabela 7.1.

Tabela 7.1 Geometria do corpo de prova circular

Geometria do material	
Comprimento [mm]	L = 170
Diâmetro [mm]	D = 8.7
Seção Circular [mm ²]	S = 59.45

7.1.1. Resultados

No primeiro ensaio, o material testado foi um alumínio 6351T6. A superfície do corpo de prova foi previamente pulverizada com tinta acrílica branca sobre fundo de tinta preta, vide Figura 7.2. Obtiveram-se os valores das deformações que se encontram listados na Tabela 7.2.

No segundo ensaio, o material testado é um aço 1020. O corpo de prova foi lixado aleatoriamente criando riscos e imperfeições na superfície, vide Figura 7.3. Os resultados do ensaio são apresentados na Tabela 7.3.



Figura 7.2 Montagem experimental do corpo de prova cilíndrico de alumínio.

Tabela 7.2 Módulo de Elasticidade em diferentes níveis de deformação.

N° Imagem	Tensão (MPa)	Extensômetro		Programa	
		ϵ_{axial} ($\mu\epsilon$)	E Young (GPa)	ϵ_{axial} ($\mu\epsilon$)	E Young (GPa)
1	28.14	381	73.86	351	80.17
2	55.68	762	73.07	753	73.94
3	59.34	948	73.14	988	70.18
4	80.44	1116	72.08	1106	72.73
5	90.82	1252	72.54	1222	74.32
6	103.77	1441	72.01	1463	70.93
7	113.99	1584	71.97	1579	72.19
8	123.85	1716	72.17	1677	73.85
9	134.89	1872	72.05	1815	74.32
10	141.36	1961	72.09	1992	70.97
		72.49 GPa		73.31 GPa	

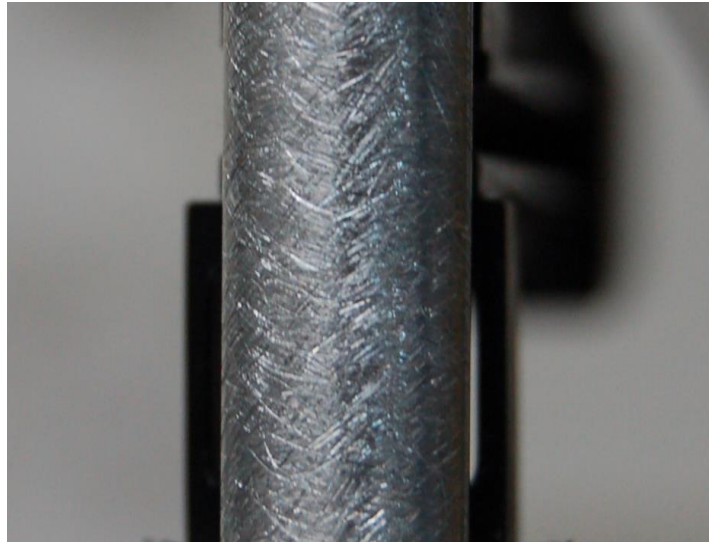


Figura 7.3 Montagem experimental do corpo de prova cilíndrico de aço, lixado para gerar texturização.

Tabela 7.3 Módulo de Elasticidade em diferentes níveis de deformação.

N° Imagem	Tensão (MPa)	Extensômetro		Programa	
		ϵ_{axial} ($\mu\epsilon$)	E Young (GPa)	ϵ_{axial} ($\mu\epsilon$)	E Young (GPa)
1	101.88	492	207.08	415	245.50
2	113.09	547	206.74	541	209.03
3	147.12	716	205.47	647	227.38
4	177.63	878	202.31	795	223.43
5	198.32	979	202.57	983	201.75
6	231.29	1131	204.50	1057	218.81
7	250.63	1245	201.31	1290	194.29
8	281.58	1445	194.87	1499	187.85
9	309.84	1621	191.14	1638	189.16
10	371.57	1944	191.14	1894	196.18
		200.63		208.58	

Como visto nas Figuras 7.4 e 7.5, as curvas tensão–deformação obtidas das deformações identificadas pelo sistema visual concordam bem com aquelas medidas por extensometria.

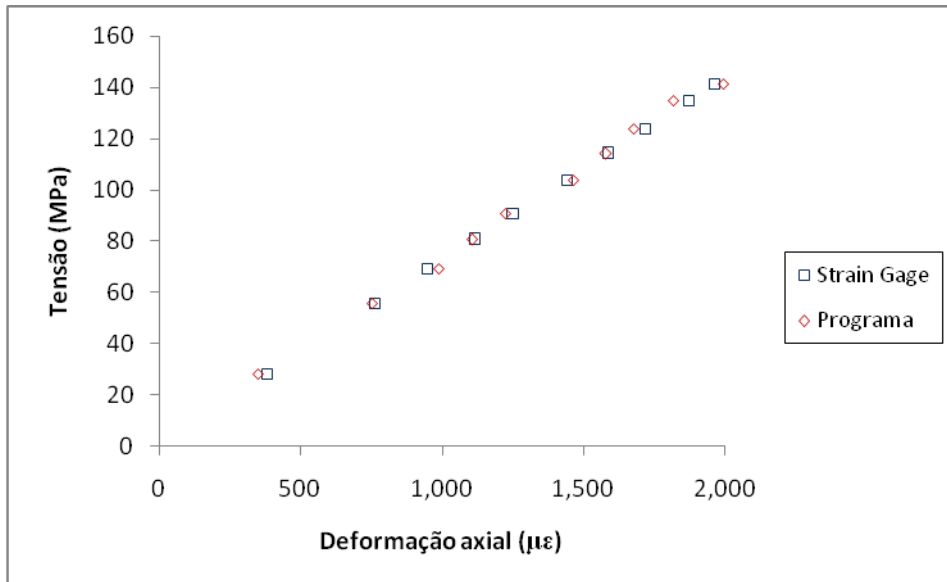


Figura 7.4 Curva tensão–deformação para o corpo de prova de alumínio, com deformações medidas pelo *strain gage* e pelo sistema visual.

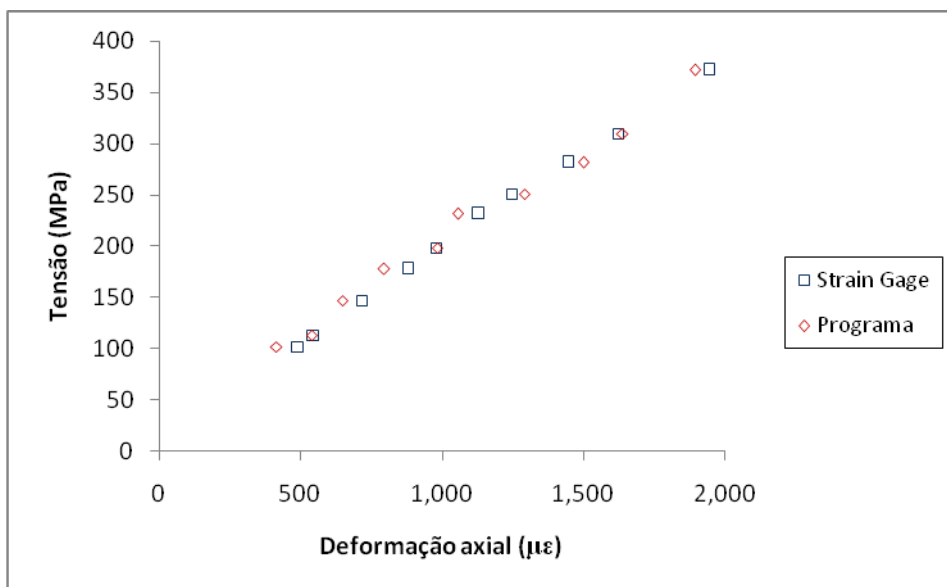


Figura 7.5 Curva tensão–deformação para o corpo de prova de aço, com deformações medidas pelo *strain gage* e pelo sistema visual.

Os resultados dos ensaios são resumidos na Tabela 7.4 e comparados com valores teóricos dos coeficientes elásticos do aço e alumínio (Moura, 1994). Note que os valores obtidos para o alumínio foram melhores que para o aço,

principalmente porque a texturização usando pulverização de tintas tende a gerar melhores resultados do que aquela obtida por lixamento/arranhões. Note também que, ao usar um espécime não-plano, erros adicionais são introduzidos devido a distorções na imagem.

Tabela 7.4 Resultados experimentais do Modulo de Elasticidade para o aço e alumínio.

Modulo de Elasticidade	Teórico	Extensômetro	Programa
$E_{\text{alumínio}}$ (GPa)	69.3 – 79.8	72.49	73.31
$E_{\text{aço}}$ (GPa)	196 – 224	200.63	208.58

7.2. Determinação do Coeficiente de Poisson

Nesta segunda etapa, os experimentos possuem o objetivo de testar o desempenho do sistema visual para a identificação de deformações bidimensionais. Para identificar corretamente as deformações em x e y , sem sofrer com distorções indesejadas nas imagens, é necessário utilizar um espécime plano (ao invés de cilíndrico). Os resultados são avaliados com a determinação experimental do coeficiente de Poisson do material a partir das deformações calculadas pelo sistema visual desenvolvido, comparadas com aquelas medidas com a utilização de *strain gages* colados na superfície do corpo de prova.

O coeficiente de Poisson (ν) está relacionado com a magnitude de deformação gerada em uma direção perpendicular à aplicação de uma tensão. E.g., um corpo de prova tracionado em sua direção longitudinal sofre não só um alongamento no seu sentido longitudinal, mas também uma contração no sentido transversal, relacionadas por (Meyers & Chawla, 1982)

$$\nu = - \frac{\mathcal{E}_{\text{axial}}}{\mathcal{E}_{\text{longitudinal}}}$$

Na confecção dos corpos de prova, foram utilizadas barras chatas de alumínio 6351T6. Primeiramente, foram cortadas amostras de seções transversais nas dimensões mostradas na Tabela 7.5.

Tabela 7.5 Geometria do corpo de prova plano.

Geometria do material	
Comprimento [mm]	L = 150.0
Largura [mm]	d = 14.0
Espessura [mm]	e = 3.1

Foram colados extensômetros de resistência elétrica de modelo roseta dupla a 90° (da Excel Sensores) na superfície do corpo de prova, vide Figura 7.6. Estes instrumentos de medição permitem registrar os valores de ambas as deformações, transversal e axial, com o objetivo de determinar experimentalmente o coeficiente de Poisson durante a realização do ensaio mecânico.

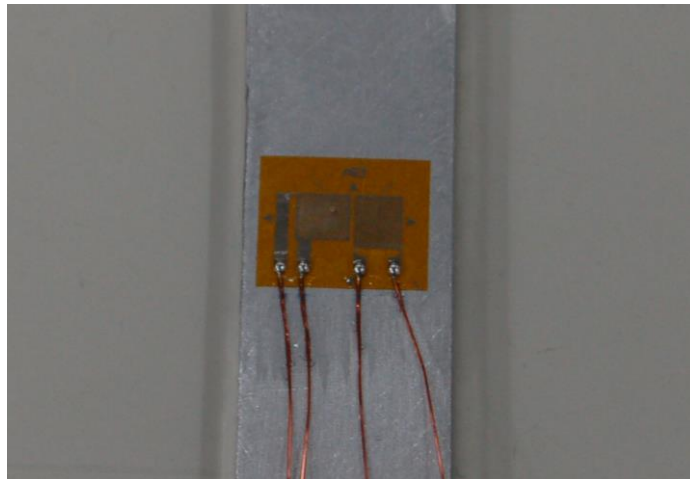
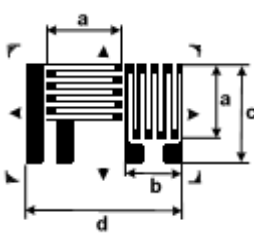


Figura 7.6 Extensômetro colável de resistência elétrica, modelo roseta dupla a 90°.

O modelo de extensômetro escolhido é constituído por uma base de poliimida com filme metálico com autocompensação de temperatura para alumínio, resistência elétrica de 350 Ohms e encapsulado com fio de cobre.

O valor do Fator de Sensibilidade destes extensômetros elétricos, estabelecido pelo fornecedor, é $K = 2,1$. As dimensões deste tipo de extensômetro encontram-se resumidas na Tabela 7.6.

Tabela 7.6 Dimensões do extensômetro elétrico utilizado.



O diagrama mostra um extensômetro elétrico com duas grelhas. A grelha esquerda tem comprimento A e largura B. A grelha direita tem comprimento C e largura D. A distância entre as grelhas é denotada por 'b'. O comprimento total do dispositivo é denotado por 'd'. Há também uma dimensão 'a' relacionada à largura da grelha direita e uma dimensão 'c' relacionada à largura total do dispositivo.

Cada Grelha		Total	
A (Comprim.)	B (Largura)	C (Comprim.)	D (Largura)
3.18mm	3.18mm	5.72mm	8.71mm

7.2.1. Resultados

No primeiro experimento, foi utilizada tinta branca pulverizada sobre a superfície do corpo de prova, vide Figura 7.7. Obtiveram-se os valores das deformações e coeficiente de Poisson que se encontram listados na Tabela 7.7.

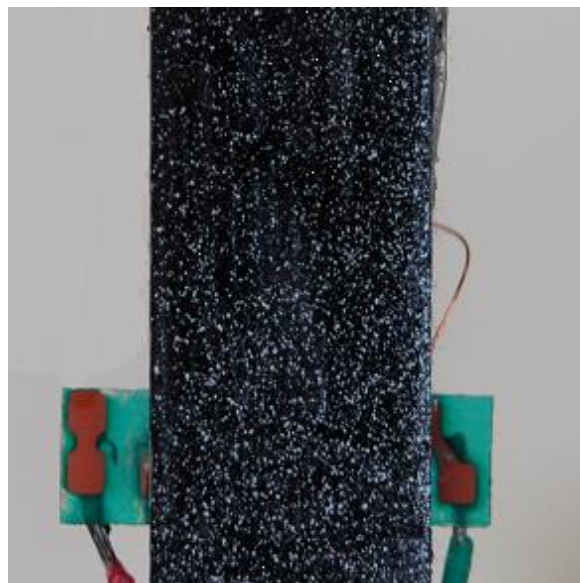


Figura 7.7 Montagem experimental do corpo de prova.

Tabela 7.7 Coeficiente de Poisson para diferentes níveis de deformação

Nº Imagem	Strain Gage			Programa		
	$\varepsilon_{longitudinal}$ ($\mu\varepsilon$)	ε_{axial} ($\mu\varepsilon$)	Poisson (ν)	$\varepsilon_{longitudinal}$ ($\mu\varepsilon$)	ε_{axial} ($\mu\varepsilon$)	Poisson (ν)
1	-196	563	0.3481	-187	545	0.3431
2	-625	1778	0.3515	-543	1552	0.3499
3	-856	2428	0.3526	-809	2292	0.3517
4	-1382	3788	0.3648	-1275	3563	0.3579
5	-1494	3967	0.3766	-1422	3719	0.3824
6	-1769	4450	0.3975	-1746	4381	0.3986
7	-2231	5548	0.4021	-2476	5094	0.4015
8	-2750	6750	0.4074	-2476	6141	0.4032
9	-3318	7830	0.4238	-3413	8029	0.4251
10	-4409	9978	0.4419	-4355	10051	0.4333

No segundo experimento, a texturização gerada por riscos na superfície do material, vide figura 7.8, forneceram os valores apresentados na Tabela 7.8.

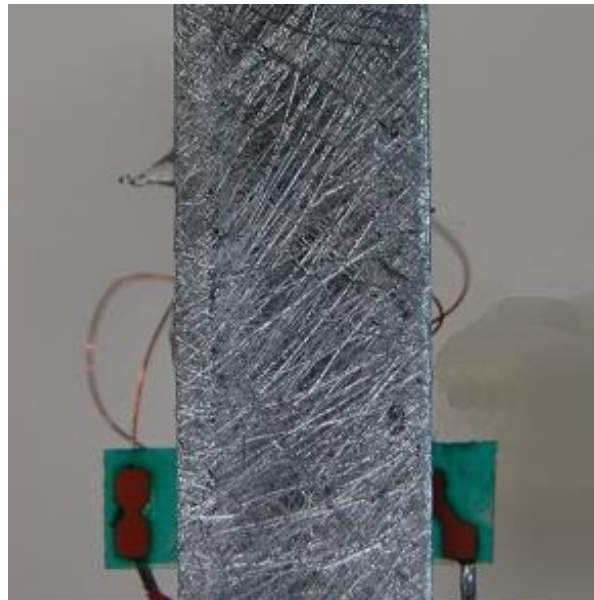


Figura 7.8 Montagem experimental do corpo de prova.

Tabela 7.8 Relação de Poisson para diferentes níveis de deformação.

Nº Imagem	Strain Gage			Programa		
	$\varepsilon_{longitudinal}$ ($\mu\varepsilon$)	ε_{axial} ($\mu\varepsilon$)	Poisson (ν)	$\varepsilon_{longitudinal}$ ($\mu\varepsilon$)	ε_{axial} ($\mu\varepsilon$)	Poisson (ν)
1	-272	812	0.3350	-303	894	0.3389
2	-538	1560	0.3449	-558	1612	0.3462
3	-714	2068	0.3453	-735	2112	0.3480
4	-1069	2976	0.3592	-1121	3077	0.3643
5	-1544	4067	0.3796	-1609	4267	0.3771
6	-1769	4450	0.3975	-1867	4767	0.3917
7	-2826	6702	0.4217	-2569	6147	0.4179
8	-3224	7525	0.4284	-3420	7795	0.4387
9	-4171	9481	0.4399	-4334	9847	0.4401
10	-4476	10161	0.4405	-4848	10933	0.4434

Os valores dos coeficientes de Poisson mostrados nas Figuras 7.9 e 7.10 mostram que os valores identificados pelo sistema visual são coerentes com os dados extensométricos.

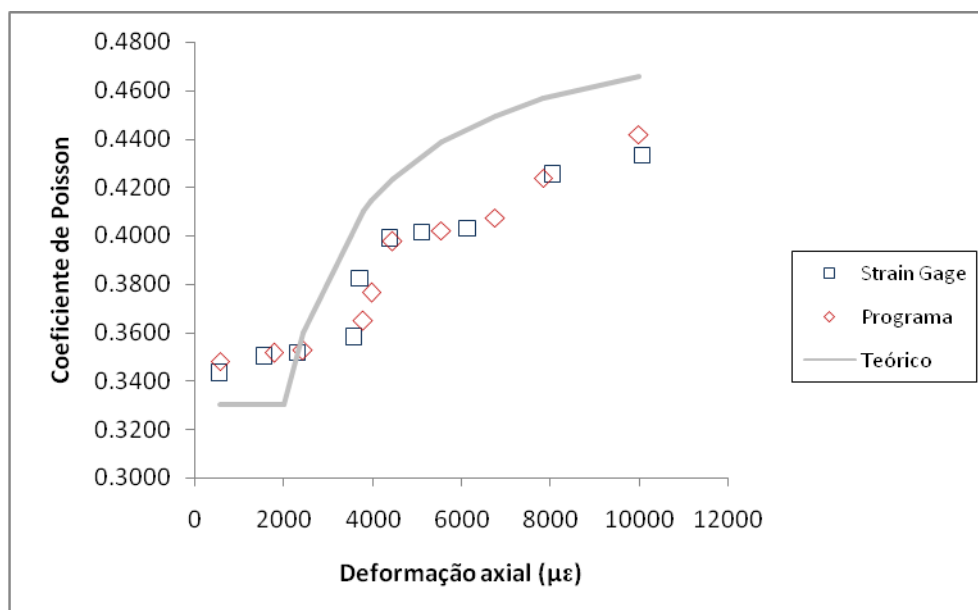


Figura 7.9 Valores do coeficiente de Poisson, com deformações medidas pela roseta extensométrica (*strain gage*) e pelo sistema visual.

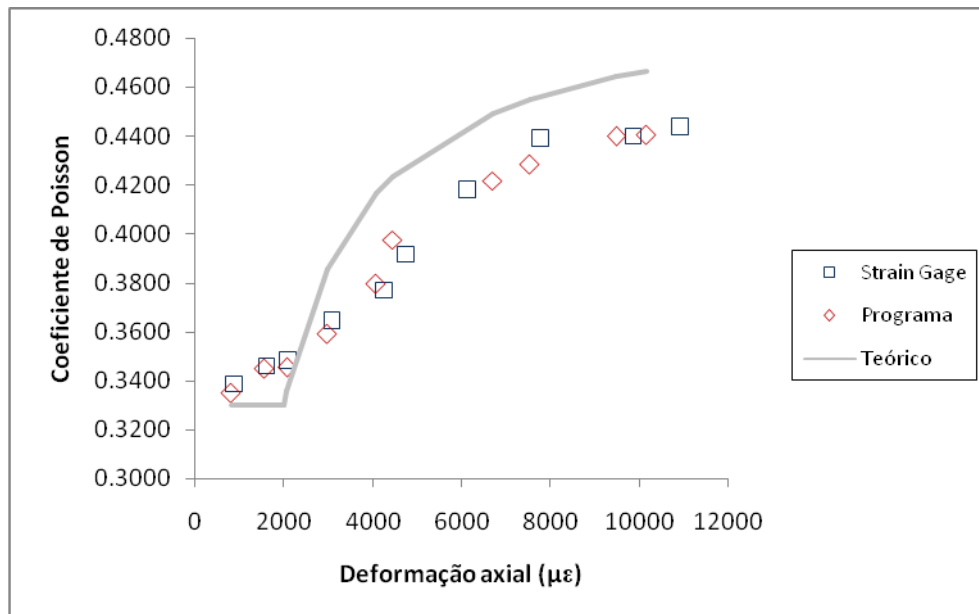


Figura 7.10 Valores do coeficiente de Poisson, com deformações medidas pela roseta extensométrica (*strain gage*) e pelo sistema visual.

Note que para baixas deformações o coeficiente de Poisson se aproxima ao valor elástico para esta liga de alumínio $\nu \cong 0.334$. Sob maiores deformações, ν aumenta, como esperado, devido à plastificação na direção de aplicação da carga. O valor do coeficiente de Poisson elastoplástico a 1% de deformação (10.000 $\mu\epsilon$) para este alumínio é 0.45, que é coerente com os valores medidos tanto pelo sistema visual quanto pelas rosetas para esse nível de deformação. Note que, a partir do escoamento, o coeficiente de Poisson aumenta até se estabilizar em seu valor plástico $\nu = 0.5$.

7.3. Considerações Gerais

Algumas considerações de ordem geral são resumidas a seguir.

À semelhança de um extensômetro modelo roseta, o modelo proposto permite avaliar as componentes do estado de deformações axial e longitudinal na região de medição.

Os experimentos, apesar de serem realizados sob condições controladas no ambiente do Laboratório, mostram a adequação do modelo matemático proposto.

O escorregamento do corpo de prova durante o ensaio mecânico foi um efeito expressivo presente, normalmente como resultado da própria deformação dos corpos de prova e devido às garras de ação mecânica da máquina de testes. Este tipo de translação origina mudanças de escala significativas, afetando a confiabilidade das medições visuais quando comparado ao extensômetro de resistência, o qual está mecanicamente acoplado à superfície da peça e, portanto não sofre com estes problemas. Além disso, o aparecimento de flexões indesejadas deve ser controlado com a utilização de *strain gages* em ambas as faces do corpo de prova durante o ensaio.

A estimação do tempo de execução do programa depende essencialmente do tamanho da imagem a ser analisada e da quantidade de pontos-chaves detectados pelo algoritmo SIFT. As informações sobre os tempos médios de execução no processamento de uma imagem são mostradas na tabela 7.9 para o caso de uma imagem de dimensões 370x480 *pixels*.

Tabela 7.9 Tempos de execução do programa desenvolvido.

Processo	Linguagem de programação	Pontos-chaves	Tempo de execução¹
<i>SIFT Template image</i>	C	2751	3,0367 seg
<i>SIFT Matching image</i>	C	2649	2,7908 seg
<i>Matching entre imagens</i>	Matlab	1161	4,8869 seg

¹Processador Intel® Pentium® Dual-Core 2.16 GHz.

8

CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

A técnica SIFT mostrou que pode ser adaptada à medição de campos de deformações com uma alta resolução espacial. A utilização dos descritores SIFT demonstrou nos experimentos aqui realizados sua praticidade e robustez computacional, permitindo a medição de deformações de pequena e grande amplitude.

A efetividade da proposta foi validada tanto em simulações quanto em experimentos. Diversos testes foram realizados com diferentes materiais submetidos a esforços mecânicos durante um ensaio de tração. As medições visuais de deformações obtidas para os materiais estudados apresentaram boa concordância com as medições realizadas por extensometria.

A utilização dos conceitos de Teoria da Elasticidade, juntamente com a teoria de ajuste pelo Método dos Mínimos Quadrados, foi eficaz na generalização do método para campos de deformação não-uniforme. Simulações demonstraram a capacidade do sistema de detectar gradientes de deformação. No entanto, para gradientes elevados é importante possuir uma câmera com resolução elevada e com lentes que permitam grande aproximação à região cujo campo de deformações deseja ser estudado. No sistema experimental utilizado, a resolução obtida de $26\mu\text{m}/\text{pixel}$ não foi suficiente para detectar adequadamente os gradientes da placa com furo circular estudada, seria preciso o uso de lentes que permitissem uma maior aproximação ao corpo de prova.

Os recursos computacionais necessários utilizados nos experimentos são relativamente baixos. A utilização de um computador com uma configuração básica e uma câmera integrada de 6.1 Mpixels foi suficiente para rodar o sistema com grande eficiência. Outras linguagens de programação podem ser utilizadas objetivando um maior ganho computacional, permitindo medir deformações em tempo real.

Ambas as técnicas apresentadas para a criação de padrões aleatórios na superfície do material foram satisfatórias, porém aquela baseada em pulverização de tinta acrílica gerou melhores resultados do que a obtida por lixamento grosseiro. Trabalhos futuros poderiam estudar técnicas adicionais de texturização do corpo de prova abordadas na literatura, como e.g. a utilização de pó de *toner* de impressoras a laser, ou da litografia, junto com a adoção de uma câmera com maior resolução, a fim de que a quantidade e qualidade dos dados amostrados sejam maiores. Este aspecto é muito relevante na presença de campos de deformação não-uniformes, envolvendo gradientes de tensão / deformação.

Além disso, um incremento na velocidade de aquisição das imagens ajuda a reduzir a susceptibilidade dos sistemas a vibrações. É também importante manter o alinhamento entre a câmera e o corpo de prova, para evitar mudanças de escala que influenciariam significativamente os resultados de deformação e gradientes de deformação.

Sugere-se a realização de um número maior de experimentos, com diferentes tipos de materiais, além de avaliar a contribuição desta técnica elaborando novos cenários de testes visando novas investigações na área.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. ANTON HOWARD and RORRES CHRIS, Álgebra Linear com Aplicações, 8ª ed., Editora Bookman, Porto Alegre, Cap 6, 2001.
2. BEIS, J. and LOWE, D.G “Shape indexing using approximate nearest-neighbour search in high-dimensional spaces”, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Puerto Rico, pp. 1000–1006, 1997.
3. BERFIELD, T.A.; PATEL, J.K.; SHIMMIN, R.G.; BRAUN, P.V.; LAMBROS, J. and SOTTOS, N.R. Micro- and nanoscale deformation measurement of surface and internal planes via digital image correlation, *Exp Mech* 47 pp. 51–62, 2007.
4. BROWN, M. and LOWE D G. Invariant features from interest point groups. *BMVC*, 2002.
5. CHOUSAL, J A G and DE MOURA, M F S F. Validação da medição de deformações por correlacao digital de imagem em compósitos laminados de matriz polimérica. *Revista Iberoamericana de Engenharia Mecânica* Vol 11, N 2, pp 23-24, 2007.
6. CHU, T.C.; RANSON, W.F.; SUTTON M.A. and PETERS, W.H. Applications of digital-image-correlation techniques to experimental mechanics. *Exp Mech* 25, 1985.
7. DA SILVA, Emerson Rodrigo and MURAMATSU, M . O fenômeno do speckle como introdução à metrologia óptica no laboratório didático. *Rev. Brasileira de Ensino de Física (São Paulo)*, v. 29, p. 283-286, 2007.
8. DAI J J; LIANG X D; YAO X F and YEH H, Study of cracked unidirectional glass fiber reinforced composites by digital speckle correlation method *J. Reinf. Plast. Compos.* 24 1737–46, 2005.
9. DOWLING, N.E. *Mechanical Behavior of Materials*, Pretice-Hall, Inc., New Jersey, 1999.

10. FERNANDES CRUZ, Bernardo. Aplicação da técnica SIFT na identificação de olhos humano, Universidade do Estado de Rio de Janeiro, Instituto Politécnico, 2008.
11. GAO, Jianxin and ZHOU, Xingeng. Principle and applications of Digital Speckle Correlation Method [J]. *J Acta Mechanica Sinica*, 1995.
12. GUO LP, SUN W, HE XY, and XU ZB Application of DSCM in prediction of potential fatigue crack path on concrete surface. *Engineering Fracture Mechanics* 75 643–651, 2008.
13. HEIPKE, C. Overview of image matching techniques. Proceedings of the OEEPE 1996 workshop on the application of digital photogrammetric workstations. Lausanne, 1996.
14. HUNG, Po-Chih; VOLOSHIN, A.S. In-plane strain measurement by digital image correlation, *J Braz Soc Mech Sci Eng* 25 pp. 215–221, 2003.
15. JIN, G.C., WU, Z., BAO, N.K., YAO, X.F.: Digital speckle correlation method with compensation technique for strain field measurements. *Opt. Lasers Eng.* 39(4), 457–464, 2003.
16. JIN, G.C.; WU, Z.; BAO, N.K. and YAO, X.F. Digital speckle correlation method with compensation technique for strain field measurements, *Optics and Lasers in Engineering* 39, pp. 457–464, 2003.
17. JIN, Guanchang; WU, Zhena; BAO, Nikeng and Yao, Xuefeng. Digital Speckle Correlation Method with Compensation Technique for Strain Field Measurements, *Optics and Lasers in Engineering*, 39(4):457–464, 2003.
18. JONES, R. and WYKES, C. *Holographic and Speckle Interferometry* Cambridge U. P., London, 1983.
19. KIRUGULIGE, Madhu S.; TIPPUR, Hareesh V. and DENNEY, Thomas S. Measurement of transient deformations using digital image correlation method and high-speed photography: application to dynamic fracture, *Strain* 45, pp. 108–122, 2008.
20. LAIER, José Elias & BARREIRO, João Carlos - *Complementos de resistência dos materiais – Parte I*, São Carlos, EESC, 2001.

21. LECOMPTE, D.; SMITS, A.; BOSSUYT SVEN; Sol, H.; VANTOMME, J. and VAN HEMELRIJCK, D. Quality assessment of speckle patterns for digital image correlation, *Opt Lasers Eng* 44, pp. 1132–1145, 2006.
22. LOWE, D. G., “Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints”, *International Journal of Computer Vision*, 60, 2, pp. 91-110, 2004.
23. LOWE, David G. "Object recognition from local scale-invariant features". *Proceedings of the International Conference on Computer Vision*. 2. pp. 1150–1157, 1999.
24. LU, H. Applications of digital speckle correlation to microscopic strain measurement and materials' property characterization. *Journal of Electronic Packaging*, 120 (3), 275-279, 1998.
25. MEGGIOLARO, M.A. and CASTRO, J.T.P. *Fadiga sob Cargas Reais de Serviço*, PUC-Rio, 2009.
26. MENG, L.B.; JIN, G.C. and YAO, X.F. Application of iteration and finite element smoothing technique for displacement and strain measurement of digital speckle correlation, *Opt Lasers Eng* 45, pp. 57–63, 2007.
27. MEYERS, M.A. and CHAWLA, K.K. *Princípios da metalurgia mecânica*. Sao Paulo: Edgard Blucher Ltda, 1982.
28. MIKOLAJCZYK, K.; SCHMID, C. A performance evaluation of local descriptors. *Proc. IEEE Conf. Comp. Vision Patt. Recog.*, v. 2, p. 257--263, 2003.
29. MOORE, T.R. “A simple design for an electronic speckle pattern interferometer” *Am. J. Phys.* 72,. 1380-1384 (2004).
30. MOURA BRANCO, C.A.G; *Mecânica dos Materiais*. Fundação Calouste Gulbenkian, 2ª edição, Porto, 1994.
31. NUNES, Luiz C. S.; CASTELLO, Daniel A.; DOS SANTOS, Paulo A. M. and MATT, Carlos F. T. Identification of material properties using full-field and non contact measurements. *J. Braz. Soc. Mech. Sci. & Eng.* vol.31 no.3 Rio de Janeiro July/Sept. 2009.

32. OZELO R R M; SOLLERO P; SATO M and BARROS R S V, Monitoring Crack Propagation Using Digital Image Correlation And Cod Techniques, 20th International Congress of Mechanical Engineering (COBEM), 2009.
33. PANG, J. H. L.; XUNQING, Shi; XUEREN, Zhang and QINJUN, Liu "Application of digital speckle correlation to micro-deformation measurement of a flip chip assembly," in Proceedings of IEEE Conference on Electronic Components and Technology (Institute of Electrical and Electronics Engineers), pp. 926-932, 2003.
34. PETERS, W.H. and RANSON, W.F. Digital Imaging Techniques in Experimental Stress Analysis, *Optical Engineering*, 21, p. 427, 1982.
35. PIRES, G. P.; TAGIAFERRI, A. A. and THAUMATURGO C., Interferometria Óptica Para. Ensaios Não Destrutivos, *Revista Matéria*, Rio de Janeiro, 2006.
36. POPOV, E. P. Introdução à Mecânica dos Sólidos. Editora Edgard Blüch. São Paulo, 534 p, 1978.
37. RASTOGI, P. K. Techniques of displacement and deformation measurements in speckle metrology, in *Speckle Metrology*, R. S. Sirohi, ed. Marcel Dekker, New York, Chap.2 , 1993.
38. SÁNCHEZ-ARÉVALO, F.M. and PULOS, G. Use of digital image correlation to determine the mechanical behavior of materials, *Mater Charact* 56, pp. 1572–1579, 2008.
39. SCHENK, T. Digital Photogrammetry – Volume I. Laurelville: TerraScience, 428 p, 1999.
40. SCRIVENS, W.A.; LUO, Y.; SUTTON, M.A.; COLLETE, S.A.; MYRICK, M.L.; MINEY, P.; COLAVITA, P.E.; REYNOLDS, A.P. and LI, X. Development of patterns for digital image correlation measurements at reduced length scales, *Exp Mech* 47, pp. 63–77, 2007.
41. STRAUCH, J. C. M. Correlação aplicada à Fotogrametria. Seminário apresentado ao curso de pós-graduação em Ciências Geodésicas na Universidade Federal do Paraná. Curitiba, 1990.

42. SUJAN, Vivek; MEGGIOLARO, M. A.; Belo, Felipe Augusto Weilemann. Mobile Robot Simultaneous Localization and Mapping Using Low Cost Vision Sensors. *Experimental Robotics - Springer Tracts in Advanced Robotics (STAR)*, v. , p. 259-266, 2008.
43. SUTTON, M.A.; MCNEILL, S.R.; JANG, J. and BABAI, M. “Effects of subpixel image restoration on digital correlation error estimates,” *Opt. Eng.* 27, 870–877 (1988).
44. SUTTON, M.A.; WOLTERS, W.J.; PETERS, W.H.; RANSON, W.F. and MCNEILL, S.R., “Determination of displacements using an improved digital correlation method”, Butterworth & Co, Vol. 1, pp. 133-139, 1983.
45. SYNNERGREN P. and SJODAHL M., A stereoscopic digital speckle photography system for 3D displacement field measurements, *Optics and Lasers in Engineering* 31(6), pp. 425–443, 1999.
46. TAMIMI, H., ZELL, A.: Global Robot Localization using Iterative Scale Invariant Feature Transform. In 36th Intl. Symposium on Robotics (ISR 2005), Tokyo, Japan, 2005.
47. TAVARES, J. Análise de Movimento de Corpos Deformáveis usando Visão Computacional, Faculdade de Engenharia, Universidade do Porto, 2000.
48. THIMOSHENKO S. & GOODIER J. N. *Theory of Elasticity*. Mc Graw Hill. 1951.
49. VANLANDUIT, S.; VANHERZEELE, J.; LONGO, R. and GUILLAUME, P. A digital image correlation method for fatigue test experiments, *Opt Lasers Eng* 47, 2009.
50. VANNONI, M. and MOLESINI G. Speckle interferometry experiments with a digital photcamera, *Am. J. Phys.* 72, 906–909, 2004.
51. YAMAGUCHI, I.; YOKOTA, M.; IDA, T.; SUNAGA, M. and KOBAYASHI, K. “Monitoring of paint drying process by digital speckle correlation,” *Opt. Rev.* 14, 362–364, 2007.

52. ZHANG, D; ZHANG, X and CHENG, G. "Compression strain measurement by digital speckle correlation," *Exp. Mech.* 39(1), 62–65, 1999.