

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).

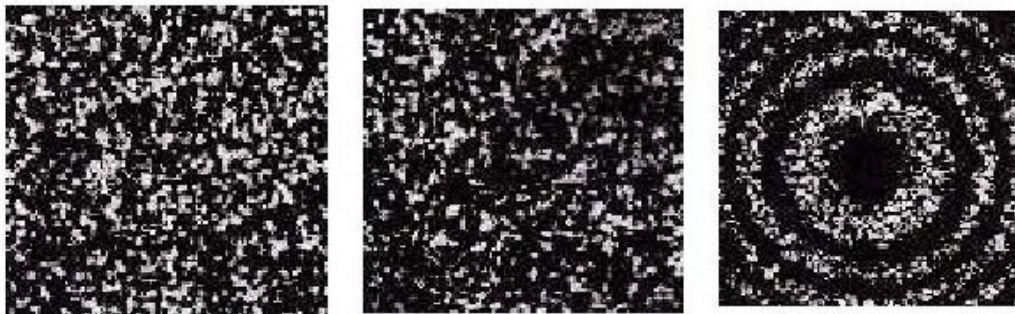


Figura 3.1 Padrão de granulado característico (esquerda), deformado (centro) e franjas de correlações resultantes da superposição dos granulados característicos e deformado (Pires et al., 2006).

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.

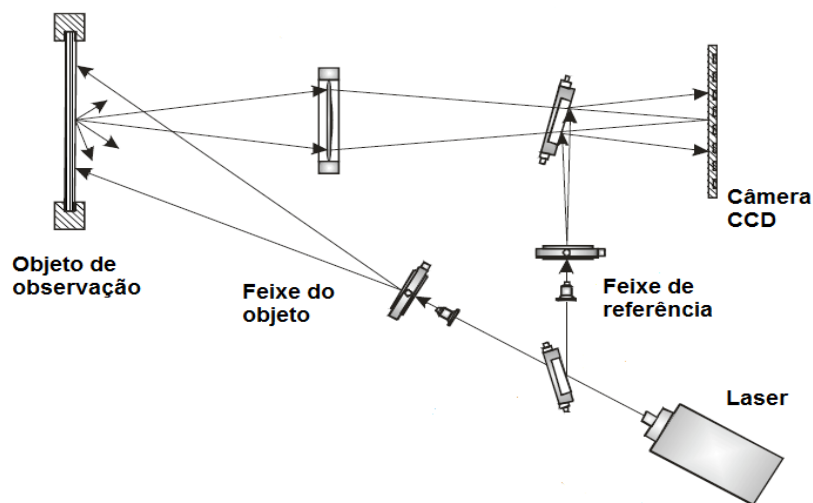


Figura 3.2 Típica montagem de um sistema de interferometria.

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.

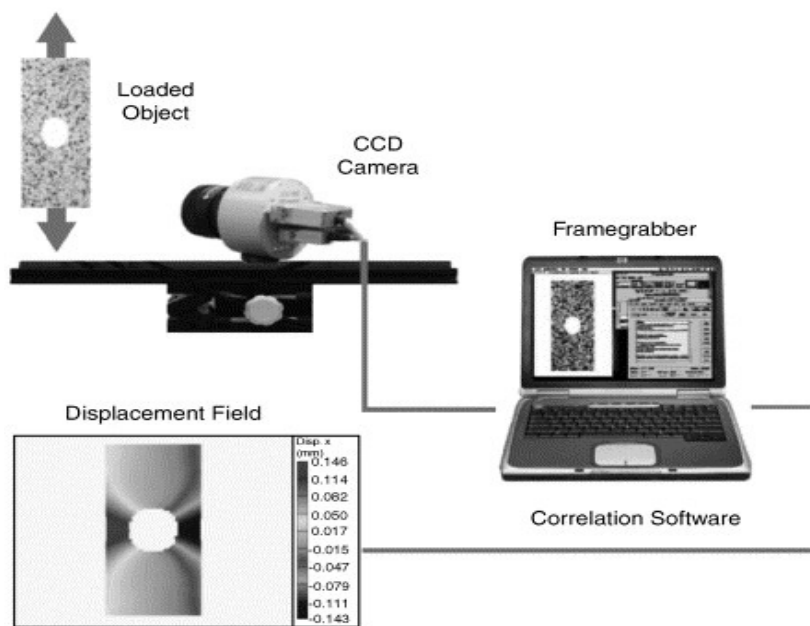


Figura 3.3 Montagem experimental para DIC (Lecompte, 2006).

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.

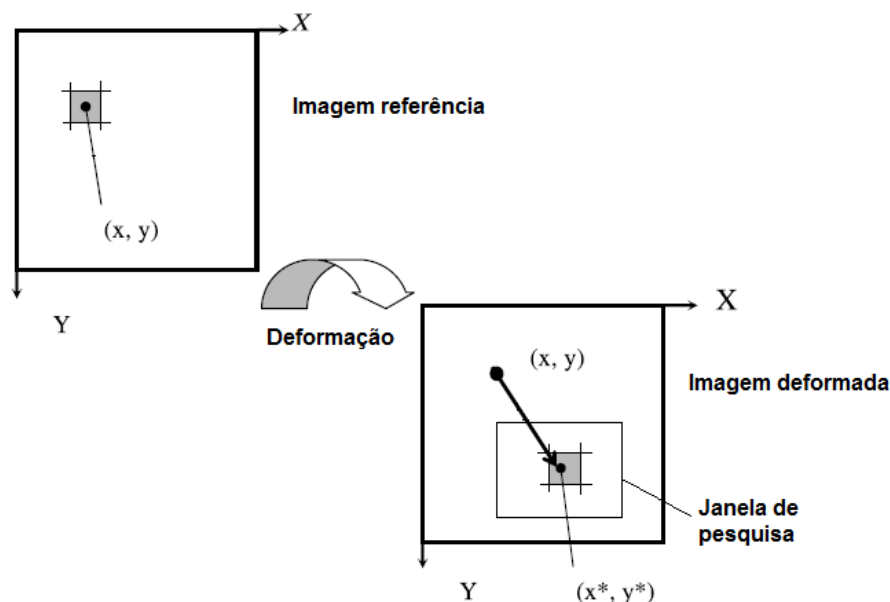


Figura 3.4 Diagrama esquemático do funcionamento do algoritmo de Correlação Digital de Imagens.

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:

$$cc = \frac{\sum_{i=1}^n p_i \cdot q_i - n \cdot p_m \cdot q_m}{\left(\sum_{i=1}^n p_i^2 - n \cdot p_m^2 \right) \cdot \left(\sum_{i=1}^n q_i^2 - n \cdot q_m^2 \right)} \quad (3.1)$$

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.

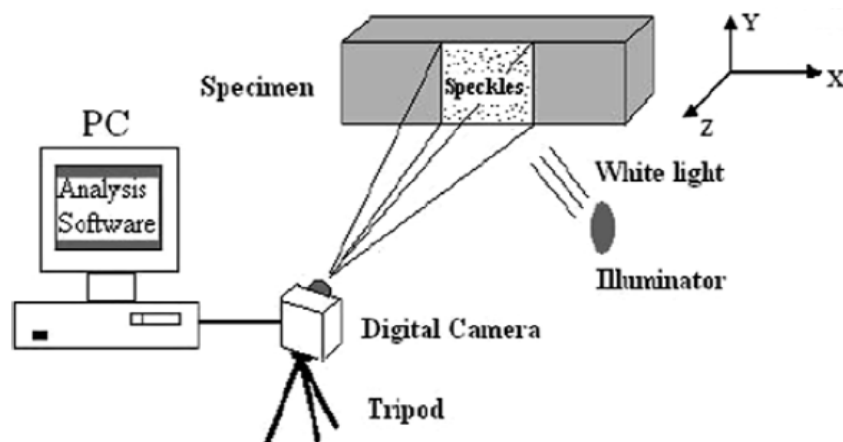


Figura 3.5 Montagem experimental para DSCM (Guo et al., 2008).

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 concentrando 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.

Nesta técnica, 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. 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 (Lowe, 2004).

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.