



PATRÍCIA LUCÉLIA DOS SANTOS FREITAS

**ANÁLISE DO COMPORTAMENTO DE
MÉTODOS DE CLASSIFICAÇÃO DE PADRÃO
DE *SPECKLE* DINÂMICO**

**LAVRAS-MG
2010**

PATRÍCIA LUCÉLIA DOS SANTOS FREITAS

**ANÁLISE DO COMPORTAMENTO DE MÉTODOS DE
CLASSIFICAÇÃO DE PADRÃO DE *SPECKLE* DINÂMICO**

Dissertação apresentada à
Universidade Federal de Lavras, como
parte das exigências do Programa de
Pós-graduação em Engenharia de
Sistemas, área de concentração
Modelagem de Sistemas Biológicos,
para a obtenção do título de Mestre.

Orientador
Dr. Giovanni Francisco Rabelo
Co-orientador
Dr. André Vital Saúde

**LAVRAS-MG
2010**

**Ficha Catalográfica Preparada pela Divisão de Processos Técnicos da
Biblioteca da UFLA**

Freitas, Patrícia Lucélia dos Santos.

Análise do comportamento de métodos de classificação de padrão de *Speckle* dinâmico / Patrícia Lucélia dos Santos Freitas. – Lavras : UFLA, 2010.

93 p. : il.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal de Lavras, 2010.

Orientador: Giovanni Francisco Rabelo.

Bibliografia.

1. Análise de imagens. 2. Diferença generalizada. 3. Fujii. I. Universidade Federal de Lavras. II. Título.

CDD – 621.366

PATRÍCIA LUCÉLIA DOS SANTOS FREITAS

**ANÁLISE DO COMPORTAMENTO DE MÉTODOS DE
CLASSIFICAÇÃO DE PADRÃO DE *SPECKLE* DINÂMICO**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-graduação em Engenharia de Sistemas, área de concentração Modelagem de Sistemas Biológicos, para a obtenção do título de Mestre.

APROVADA em 13 de agosto de 2010.

Dr. Marcelo Ricardo Trivi CIOP-Argentina

Dr. André Vital Saúde UFLA

Dr. Fortunato Silva Menezes UFLA

Dr. Giovanni Francisco Rabelo
Orientador

LAVRAS – MG

2010

Ao meu esposo Cleverson,
ao nosso filho Breno
e aos meus pais Osmar e Suene

DEDICO

AGRADECIMENTOS

A Deus, pela força interna que me permite acreditar em meus sonhos e me dá coragem para enfrentar todos os obstáculos.

Ao meu esposo Cleverson de Oliveira Freitas pela dedicação, amor e incentivo durante todas as fases deste trabalho. Obrigada por acreditar em mim e sempre me estimular a buscar a melhor formação profissional.

Ao meu filho Breno, pela compreensão e colaboração nos momentos em que minha atenção necessitava ser dividida.

À sementinha que cresce em meu ventre, por ter esperado a hora certa de alegrar a nossa vida.

À Universidade José do Rosário Vellano (UNIFENAS), em especial ao fundador Professor Edson Antonio Velano (*in memoriam*) pela oportunidade concedida ao autorizar minha liberação.

Ao Professor Dr. Mário Sérgio Oliveira Swerts, pela amizade, apoio e estímulo, acreditando sempre na importância da qualificação profissional.

Ao Professor Vinicius Vieira Vignoli, pelas palavras de ânimo e ajuda nas traduções.

Aos Professores Dr. Marcelo Polo e Alexandre Martins Dias, pelo envio das cartas de recomendações.

À Universidade Federal de Lavras (UFLA) e a coordenação do programa de mestrado em Engenharia de Sistemas, juntamente com seus docentes, pela oportunidade de crescimento, aprendizado e realização profissional.

Ao meu orientador, Professor Dr. Giovanni Francisco Rabelo, pela orientação, compreensão e, sobretudo, pela amizade demonstrada dentro e fora do âmbito profissional.

Ao Professor, e co-orientador, Dr. André Vital Saúde, pela orientação, atenção e ajuda constante que foram fundamentais para realização deste trabalho.

Ao Professor Dr. Roberto Alves Braga Júnior, pela alteração no horário quando ainda era aluna especial, possibilitando que o sonho fosse iniciado, e pela ajuda no desenvolvimento do experimento utilizando o laboratório de Laser Óptica.

Ao Professor Dr. Nilson Salvador, pela compreensão e incentivo durante as disciplinas de seminário.

Ao Professor Dr. Fortunato Silva de Menezes, pelas valiosas sugestões na condução da pesquisa.

Ao meu pai, Osmar Ferreira dos Santos, e ao meu irmão, Dione, pelo amor demonstrado quando se desdobravam para me levar e buscar na UFLA.

A minha mãe, Suene Ferreira dos Santos, pela acolhida e preocupação dando a certeza de nunca estar sozinha.

A minha irmã Valéria pelas ligações, confirmando que não há distância que atrapalhe.

Às amigas Sara, Edna, Juliana, Roberta, Dulce, Laryssa, Helinéia, Monaliza, Aline e amigos Wellington e Chiquinho, pela força e amizade incondicional.

À toda minha família, Albertina, Ellen, cunhados, concunhada, concunhado e sobrinhos, pelas orações, carinho e incentivo.

Àqueles que tanto me apoiaram direta e indiretamente para que eu concluísse essa etapa tão importante em minha vida, **meu muito obrigada!**

“A melhor forma de prever o futuro é criá-lo.”

Peter Drucker

RESUMO

A adoção de métodos ópticos associados à visão computacional pode representar uma alternativa inovadora e acessível para a análise dos mais diversos tipos de materiais, sendo um exemplo o *speckle*. Materiais que possuem partículas em movimento, ao serem iluminados por um laser, apresentam um padrão de *speckle* dinâmico chamado de *biospeckle*. Para análise do fenômeno é necessário que sejam adquiridas várias imagens de forma sequencial, retratando seu comportamento temporal. As ferramentas de aquisição de informações do *speckle* são diversas devido a não existência de um único método que possa ser utilizado em todos os tipos de materiais. Este trabalho objetivou melhor entender os métodos de Diferenças Generalizadas (DG) e Fujii, analisando-os sob os conceitos de visão computacional. Durante o experimento avaliou-se o processo de secagem de uma camada de tinta depositada sobre uma moeda. A diferença de relevo da moeda possibilita uma menor concentração de tinta sobre a imagem da mesma em relação ao fundo, gerando padrões distintos para cada área. Os estudos concluíram que o método Fujii e Diferenças utilizando janela (DW) baseiam seu cálculo no gradiente, ou seja, na medida de variação de um meio, neste caso amplitude dos pixels. Experimentos foram conduzidos alterando as Equações do DG e do Fujii, com o objetivo de otimizar os processos e melhor entender seu comportamento, apresentando, em alguns casos, novos desafios para trabalhos futuros. Dentre os resultados, a dedução de um novo algoritmo do DG utilizando histogramas baixou o tempo de execução do DG de 2h58 para 21 minutos, isto devido à complexidade ter passado de $O(n^2)$ para $O(n)$. Uma maior compreensão do método Fujii possibilitou a proposta de uma nova Equação, com resultados mais visíveis para este experimento, aproveitando a otimização já contida no método.

Palavras-chave: *Speckle*. Análise de Imagens. Diferenças Generalizadas. Fujii.

ABSTRACT

The adoption of optical methods associated with computer vision can be an innovative and accessible alternative for the assessment of several types of materials. The laser *speckle* is one of them. When materials with moving particles are illuminated by a laser source they exhibit a dynamic speckle pattern called *biospeckle*. For the analysis of the phenomenon several sequential images must be acquired to portray its temporal behavior. The tools for the acquisition of speckle information are diverse due to the nonexistence of a single method for using on all kinds of materials. The purpose of this work was to better understand the Generalized Difference (GD) and Fujii methods, and to analyze them regarding concepts of computer vision. In the experiment, the drying process of a nail polish paint layer on a coin was evaluated. The relief difference on the coin provide for a lower concentration of paint on the image in relation to the background, what generates distinct patterns for each area. The studies led to the conclusion that the Fujii and Differences using the window (DW) based his estimates on the gradient, in other words, the extent of variation of a medium, in this case amplitude of the pixels. In the experiment, the GD and Fujii Equations were altered to improve and better understand the behavior of the processes, which, in some cases, presented new challenges for future works. Among the results, the deduction of a new GD algorithm using histograms lowered the GD execution time from 2 hours and 58 minutes to 21 minutes. This occurred because the complexity changed from $O(n^2)$ to $O(n)$. The better understanding of the Fujii method set forth a proposal for a new Equation, with clearer results for this experiment, taking advantage of the improvement contained in the method.

Keywords: Speckle. Image Analysis. Generalized Differences. Fujii.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1	Exemplo da conversão de imagem em matriz de dados.....	22
Figura 2	Exemplo das graduações de tons de cinzas	22
Figura 3	<i>Speckle</i> de um material com alta atividade biológica.....	31
Figura 4	Aplicação do algoritmo Fujii em 400 imagens da moeda coberta por uma camada de tinta.....	37
Figura 5	Aplicação do algoritmo Diferenças Generalizadas em 400 imagens da moeda cobertas por uma camada de tinta.....	39
Figura 6	Aplicação do algoritmo Diferenças Generalizadas em 400 imagens da moedas cobertas por uma camada de tinta efetuando o calculo da subtração com as 5 imagens mais próximas.....	40
Figura 7	Moeda de 25 cents com o perfil da rainha Elizabeth que foi pintada pelo esmalte.....	42
Figura 8	Moeda de 10 centavos que foi pintada pelo esmalte	43
Figura 9	Experimento realizado com a moeda	44
Figura 10	Moeda de 25 cents pitada e iluminada pelo laser na hora 0 com delay de 320 milissegundos.....	45
Figura 11	Aquisição das imagens utilizando diferentes delays	59
Figura 12	Histograma da Primeira imagem da Moeda	60
Figura 13	Histograma da 32ª imagem da Moeda	60
Figura 14	Histograma da 64ª imagem da Moeda	61
Figura 15	Histograma da 96ª imagem da Moeda	61
Figura 16	Histograma da 128ª imagem da Moeda.....	62
Figura 17	Histograma de todas as 128 imagens da Moeda.....	62
Figura 18	Gráfico do pixel 194 com variação no valor de 57	63
Figura 19	Resultado pelo método Fujii utilizando as imagens adquiridas na hora 0 com delay de 320ms.....	64

Figura 20	Histograma do resultado pelo método Fujii utilizando as imagens adquiridas na hora 0 com delay de 320ms	65
Figura 21	Exemplo do comportamento do método Fujii	66
Figura 22	Método utilizando a Equação 22 intensificando a luminância	67
Figura 23	Imagem utilização a Equação DQ calculando a subtração das 2 imagens mais próximas e utilizando N no valor de 2.....	68
Figura 24	Imagem utilização a Equação DQ calculando a subtração das 2 imagens mais próximas e utilizando N no valor de 128.....	68
Figura 25	Exemplo do comportamento da Média dos Gradientes.....	69
Figura 26	Resultado pelo método DG utilizando as imagens adquiridas na hora 0 com delay de 320ms.....	70
Figura 27	Histograma do resultado pelo método DG utilizando as imagens adquiridas na hora 0 com delay de 320ms	70
Figura 28	Resultado da Equação 16 utilizando o quadrado.....	71
Figura 29	Histograma do resultado da Equação 15 utilizando quadrado	71
Figura 30	Imagem utilização a Equação de variância calculando a média com valores dos 128 pixels, média única, dividido por 128	73
Figura 31	Histograma utilização a Equação de variância calculando a média com valores dos 128 pixels, média única, dividido por 128.....	73
Figura 32	Resultado pelo método DW utilizando janela de 5, aplicado nas imagens adquiridas na hora 0 com delay de 320ms	75
Figura 33	Histograma do resultado pelo método DW utilizando janela de 5, aplicado nas imagens adquiridas na hora 0 com delay de 320ms ..	75
Figura 34	Resultado pelo método Gradiente utilizando janela de 5 aplicado nas imagens adquiridas com 30m e sem delay	80
Quadro 1	Distribuição do tempo de execução dos algoritmos propostos	81

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
2	REFERENCIAL TEÓRICO	17
2.1	Sistemas de visão computacional	17
2.1.1	Complexidade algorítmica	18
2.1.2	Modelo padrão digital	21
2.2	Análise de <i>speckle</i> ou <i>biospeckle</i>	29
2.2.1	Métodos de análise do <i>speckle</i>	35
2.2.1.1	Método Fujii.....	35
2.2.1.2	Método Diferenças Generalizadas	37
3	MATERIAIS E MÉTODOS.....	40
3.1	Preparação das moedas.....	42
3.2	Iluminação das moedas com o laser e captura das imagens.....	43
3.3	Aplicação dos métodos Diferenças Generalizadas e Fujii.....	45
3.4	Análise de plotagem dos sinais adquiridos com as imagens	46
3.5	Proposta de alterações nos métodos.....	47
3.6	Dedução de novo algoritmo do método de Diferenças Generalizadas nas imagens da moeda	52
4	RESULTADO E DISCUSSÃO.....	57
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	82
6	CONCLUSÃO	83
	REFERÊNCIAS	85
	APÊNDICE A	88
	APÊNDICE B	90
	APÊNDICE C	922

1 INTRODUÇÃO

Os avanços tecnológicos aliados à visão computacional e processamento de imagens, têm impulsionado estudos nas mais diversas áreas, possibilitando adquirir, de um dado processo, um maior número de informação com maior exatidão do que os obtidos de forma subjetiva.

A adoção de métodos ópticos e processamento de imagens podem representar uma alternativa inovadora e acessível para a análise dos mais diversos tipos de material.

O grande desafio é obter na prática uma alta precisão com uma complexidade computacional aceitável.

Durante este trabalho, foram analisadas imagens de padrões de *speckle*. Estes eram formados pela refletância difusa de um material iluminado por uma fonte de luz coerente, especificamente um laser vermelho. O *speckle* é decorrente de um fenômeno óptico causado pela interferência de frentes de ondas electromagnéticas que sofrem dispersão após a interação com um meio físico. Objetos iluminados com laser geram padrões de interferência que se assemelham a uma superfície coberta por uma estrutura granular. Este efeito é devido ao fato de, em escala microscópica, grande parte das superfícies mostrarem-se extremamente rugosas. Encontra-se na literatura pesquisas relacionadas a este fenômeno que datam do século XIX, porém, foi com a construção do primeiro laser em 1960 que os estudos foram impulsionados.

O granulado, resultado da iluminação do material pelo laser, a princípio foi considerado apenas um ruído óptico, logo se percebeu a riqueza de informações que poderiam ser adquiridas.

Atualmente, técnicas relacionadas ao *speckle* são aplicadas nas mais diversas áreas, como biologia, indústria, medicina, com destaque a metrologia ótica.

Materiais que possuem partículas em movimento também produzem um padrão de *speckle*, mas neste caso, o padrão é dinâmico, sendo denominado de *biospeckle*.

O *biospeckle* permite a análise da atividade biológica de sementes, fungos, frutos, filmes biológicos, raízes, sêmen entre outros. Existem também, aplicações do *biospeckle* em materiais não biológicos, como por exemplo a análise de secagem de pinturas, de monitoramento de géis e espumas, corrosão etc.

Para análise do fenômeno do *speckle*, é necessário que sejam adquiridas várias imagens de forma consecutivas, necessitando assim a utilização de uma câmera CCD (Charge Coupled Detector).

As imagens demonstram a variação temporal do *speckle* permitindo detectar o movimento superficial e interno da amostra em estudo através da visualização de um ferverilhamento que pode ser analisado por diversas ferramentas matemáticas e estatísticas.

As ferramentas de aquisição de informações do *speckle* são diversas devido a não existência de um único método que possa ser utilizado em todos os tipos de materiais; a escolha dependerá do material e do objetivo do trabalho.

Dentre os métodos tem-se o Momento de Inércia, o Método do Contraste e o da Autocorrelação como ferramentas que apresentam resultados numéricos, enquanto que dos métodos que apresentam resultados visuais destacam-se o Fujii, LASCA e Diferenças Generalizadas, porém, sendo foco de estudo neste trabalho o Fujii e a Diferença Generalizada. Estes métodos de tratamento de imagens têm em realidade, uma correspondência matemática com outras funções. Neste sentido, o objetivo deste trabalho é estudar o comportamento dos métodos já propostos pela literatura, em especial o Fujii e Diferenças Generalizadas, comparando-os com os conceitos já utilizados em visão computacional. Este estudo possibilitará um entendimento mais profundo dos

métodos, desenvolvendo novas opções na tentativa de ampliar a qualidade e a otimização das medidas, bem como auxiliar na construção de modelos matemáticos que descrevam o fenômeno do *speckle* dinâmico.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Sistemas de visão computacional

A partir da década de 70, com os avanços das tecnologias, em especial, os computadores, foi possível desenvolver novos sistemas para atender a determinados objetivos. Como avanço pode-se citar a ampliação da quantidade de informações trabalhadas em uma aplicação, possibilitando processar um volume maior de dados como nos casos dos sistemas computacionais que utilizam imagens.

Segundo Sonka, Hlavac e Boyle (1993) visão computacional pode ser definida como um conjunto de métodos e técnicas que possibilitam aos sistemas computacionais interpretar imagens. Ao interpretar uma imagem o sistema é capaz de adquirir informações úteis transformando-as em um conjunto de dados digitais.

A visão computacional é composta por diversos métodos bastante especializados e raramente podem ser generalizados para várias aplicações. Tendem a trabalhar em conjunto com as diversas áreas complementando-se mutuamente. A aplicação da visão computacional permite ampliar o conhecimento sobre um dado processo, que por sua vez, auxilia no desenvolvimento de novas tecnologias aliadas a visão computacional.

Rehem e Trindade (2009) citam a física como uma área importante dentro dos métodos de visão computacional. Como trabalha basicamente com imagens, muito dos sistemas computacionais mais avançados requerem o entendimento dos processos em que a radiação eletromagnética, é refletida pelas superfícies dos objetos e capturada pelos sensores para formar a imagem baseando-se na ótica. Outro exemplo que utiliza a física e a visão computacional são os sistemas de monitoramento de fluídos.

Vários outros campos da pesquisa também podem ser utilizados em visão computacional, tais como, inteligência artificial, processamento de sinais, estatística, otimização e geometria computacional.

A integração das áreas mencionadas possibilitam que a visão computacional seja difundida em aplicações da Medicina, como por exemplo no processamento médico de imagens, na indústria podendo citar a inspeção de controle de qualidade, aplicações militares etc.

De acordo com Gonzales e Woods (2000) a análise de imagens é dividida em três áreas básicas, processamento de baixo nível, processamento de nível intermediário e processamento de alto nível. Podendo, em alguns casos, um dado processo ser classificado em mais de uma área.

Os processos de baixo nível incluem procedimento de formação da imagem até compensações, como redução de ruído da imagem, consistindo em aquisição e o pré-processamento.

Os processos de nível intermediário envolvem extração de informações, incluem segmentação e descrição.

Por outro lado, nos processos de alto nível estão envolvidos o reconhecimento e a interpretação sendo, então considerados processos inteligentes.

O desenvolvimento de sistemas de visão computacional requer uma entrada de dados (imagem) geralmente obtida de sensores, câmeras ou vídeos. Essas imagens são processadas e transformadas em uma informação esperada, como por exemplo, receber uma imagem colorida (dado), binarizar a imagem (processamento), exibir uma em níveis de cinza (informação esperada) (GONZALES; WOODS, 2000).

2.1.1 Complexidade algorítmica

Um grande desafio, de qualquer desenvolvimento incluindo a visão computacional, é obter, na prática, uma alta precisão ou um resultado satisfatório com uma complexidade computacional aceitável.

Harry et al. (1999) destaca a importância da análise ou avaliação de um algoritmo quanto a sua eficiência e sua complexidade, principalmente com as possibilidades atuais de se trabalhar com um grande volume de dados.

Dentre os recursos ocupados por um software em execução, os principais são espaço em disco, espaço em memória e tempo. O espaço é uma questão que pode ser, na maioria dos casos, facilmente resolvida, porém, o tempo gasto por um programa na executar de uma tarefa pode inviabilizar o seu uso.

De acordo com Cormen, Leiserson e Rivest (2002) o tempo de execução de um algoritmo, expresso em uma função relacionada ao tamanho dos dados de entrada, é chamado de complexidade temporal do algoritmo.

A forma mais simples de se avaliar um algoritmo é pela forma empírica, que consiste em implementá-lo e executá-lo com várias instâncias do problema. Define-se então um critério para a eficiência, como por exemplo, o tempo gasto para execução. Com base na observação, pode-se calcular o pior caso (a instância de execução que levou mais tempo), o melhor caso (a instância de execução que gastou menos tempo) e o caso médio (a média do tempo gasto em todas as instâncias de execução).

O problema com esse tipo de avaliação é que o tempo gasto vai depender do computador utilizado, do compilador, da linguagem de programação, etc.

Outra forma de avaliar o algoritmo é chamada de Teórica. Nesta avaliação encontra-se uma fórmula matemática que expresse o recurso, como por exemplo, o tempo, necessário para o algoritmo executar em função do tamanho dos dados de entrada.

Após obter a função que representa o comportamento de um software, basta analisá-la para se ter uma medida da complexidade do software. Para isso utiliza-se as três notações a seguir: O (notação utilizada para analisar o pior caso), Omega (analisar o melhor caso) e Theta (analisar o caso médio). Elas são utilizadas também para comparar funções de diferentes algoritmos.

Como geralmente o mais utilizado é avaliar o pior caso, pois pode inviabilizar o algoritmo, será detalhada apenas a notação O.

A complexidade de tempo é o número de unidades de tempo necessárias para processar uma entrada de tamanho n.

- a) $O(1)$, ou constante – representa algoritmos que contem comandos que serão executados uma única vez. Ou seja, não são comandos que dependem do volume de dados de entrada;
- b) $O(\log n)$, ou logarítmico - É proporcional ao logaritmo de n, que cresce em uma taxa muito mais lenta que n. É uma opção bem adequada quando não é possível utilizar $O(1)$. Começa a ser um problema quando seu código tem que tratar um número indeterminado de itens. A busca binária em uma lista ordenada tem essa complexidade;
- c) $O(n)$, ou linear – O tempo de execução de um laço de repetição é, no máximo, a soma dos tempos de execução de todas as instruções dentro do laço (incluindo todos os testes) multiplicado pelo número de iterações. Assim soma-se o tempo de execução de todas as instruções dentro da repetição multiplicado pelo número de iterações do laço. Se o conteúdo da repetição for uma constante $O(1)$ a complexidade resulta em $O(n) * O(1) = O(n)$;
- d) $O(n^2)$, ou quadrática – O número de operações é proporcional ao quadrado do número de itens. Por exemplo, o tempo total de execução de uma instrução dentro de um grupo de laços aninhados é

o tempo de execução da instrução multiplicado pelo produto do tamanho de todos os laços. Sendo duas repetições com n elementos, tem-se $O(n) * O(n) = O(n)^2$. O algoritmo intuitivo de ordenação, a ordenação por inserção, tem essa complexidade. Deve ser evitada praticamente para qualquer número de itens que não estejam sobre estrito controle;

- e) $O(n!)$, ou fatorial – Proporcional ao fatorial de n , ou seja, cresce extremamente rápido. Mesmo que as operações sejam rápidas, com o crescimento de n , o tempo tomado pelo algoritmo passará a ser excessivamente grande (horas, dias, ou mais). A força bruta de uma senha tem essa complexidade.

2.1.2 Modelo padrão digital

De acordo com Rodrigues (2007), as informações apresentadas na forma de padrão podem ser utilizadas em muitas áreas, porém, para um melhor resultado, os dados devem ser tratados. Este tratamento é chamado de Processamento Digital de Padrão.

O Processamento Digital de Padrão não é uma função simples e envolve várias tarefas sendo seu primeiro passo a captura das imagens. A imagem deve passar por um processo de digitalização para que os dados sejam apresentados de forma apropriada. Em alguns casos é necessário um pré-processamento que envolve filtragem de ruído, correções de distorções geométricas etc.

Neste trabalho todas as imagens adquiridas do padrão *speckle* são monocromáticas, refere-se a uma função bidimensional de intensidade de luz $f(i, j)$, onde as variáveis i e j representam as coordenadas espaciais em qualquer ponto (i, j) . O valor da função f é proporcional aos níveis de cinza da imagem (intensidade luminosa) no ponto observado.

Para que os algoritmos possam processar as informações é necessário que os dados sejam convertidos em matrizes organizados de forma bidimensional.

Uma imagem digital é convertida em matriz facilmente, onde os índices das linhas e das colunas identificam as coordenadas de um ponto na imagem e cada pixel da imagem corresponde ao valor do elemento matricial que retrata o nível de cinza (ROMUALDO, 2006).

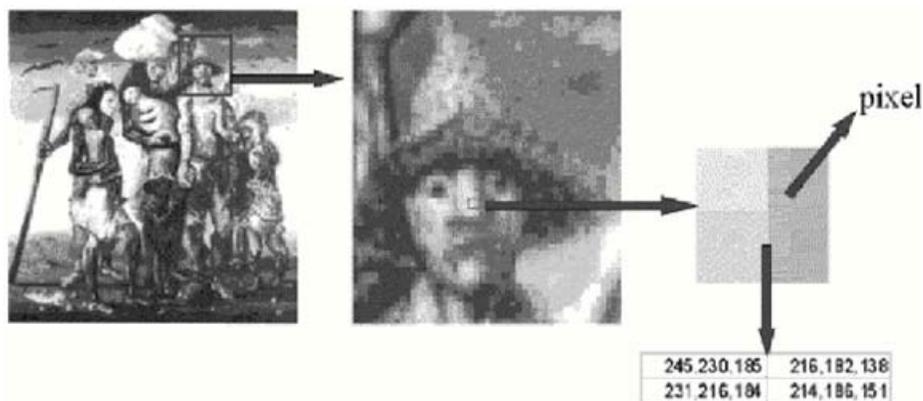


Figura 1 Exemplo da conversão de imagem em matriz de dados
Fonte Romualdo (2006)

Um tipo de imagem muito utilizada em tons de cinza são as que utilizam 8 bits para representar cada pixel com uma taxa de variação de 0 a 255 entre 0 e 255, onde a intensidade 0 representa a cor preta e a intensidade 255 representa a cor branca e as outras intensidades entre estes extremos correspondem a uma escala em níveis de cinza (ROMUALDO, 2006).

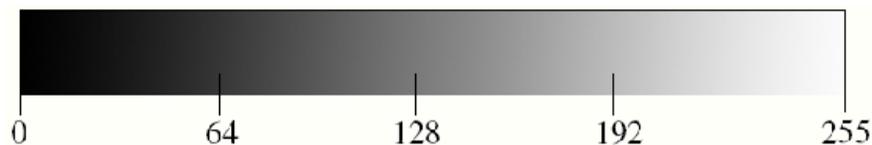


Figura 2 Exemplo das graduações de tons de cinzas
Fonte Romualdo (2006)

Um método muito utilizado para quantificar os níveis de cinza de uma imagem é o histograma. O histograma é uma tabela que relaciona cada valor de nível de cinza com a sua frequência de aparecimento na imagem digital. Sendo o eixo x os níveis de cinza e y a frequência do pixel. Com o histograma é possível ter uma idéia geral da luminosidade média (mais escura ou mais clara) e da homogeneidade da imagem.

Histogramas com médias baixas representam imagens mais escuras enquanto histogramas com médias altas representam imagens mais claras. Da mesma forma, desvio padrão baixo representam imagens homogêneas, isto é, com pouca variabilidade e desvio padrão alto representam imagens heterogêneas, isto é, com grande variabilidade (NEVES; PELAES, 2001).

Quanto maior o desvio padrão, maior a base do histograma, maior será o contraste da imagem.

O histograma auxilia na visualização dos dados e na análise da melhor ferramenta a ser utilizada para alcançar os objetivos propostos.

Para execuções de processos de baixo nível e de nível intermediário é muito importante que se utilize as operações algébricas em imagens.

As operações são métodos de domínio espacial, procedimentos que operam diretamente sobre os pixels, essenciais para ajustar e suavizar imagens em certas aplicações, particularmente em aplicações que tem um baixo sinal ou imagens muito ruidosas. A extração de informações como segmentação e descrição também utilizam as operações algébricas. Todas as operações aritméticas, adição, subtração, multiplicação e divisão são feitas pixel a pixel (GONZALES; WOODS, 2000).

Ao utilizar a adição em um conjunto de imagens, um ponto da matriz é somado ao ponto correspondente de outra matriz resultando em uma terceira matriz ou imagem. Porém, é importante ficar atento aos resultados da soma

destes pontos, pois, trabalha-se com memória e o resultado da operação pode ultrapassar ao limite aceitável.

Como exemplo podemos considerar duas imagens de 8 bit, que varia com a variação de intensidade 0 e 255, neste caso podemos ter, ao adicionar dois pixel de 255, um valor máximo de 510 excedendo a capacidade de memória da imagem.

De acordo com Müller e Daronco (2000) uma forma de resolver este problema é simplesmente dividir o resultado por dois, obtendo um valor resultante que está escalonado na faixa de 0-255, caso se tenha N imagens dividi-se o resultado por N. Marcon e Braga Júnior (2008) utilizam nos algoritmos outra forma de normalização. Encontra-se o maior e menor valor na imagem somada; atribui ao pixel o valor da somatória naquele ponto e o divide pelo resultado da subtração do maior e menor valor encontrado, em seguida, multiplica este último por 255.

Um dos principais objetivos da operação de adição de imagens é a amenização da relação sinal-ruído, na imagem resultante, pela média das N imagens ruidosas adicionadas.

Marques Filho e Vieira Neto (1999) cita um processo chamado de médias entre imagens, conforme apresentado na Equação 1.

$$\bar{g}(x, y) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M g_i(x, y) \quad (1)$$

Onde M equivale ao número de imagens e (x,y) a posição do pixel.

Assumindo que, para cada par de coordenadas, o ruído não correlacionado tem média zero, este procedimento será capaz de reduzir os efeitos do ruído através da adição de um conjunto de imagens ruidosas. Conforme M aumenta, a variabilidade dos valores de pixel em cada local

diminui. O exemplo mencionado é a diminuição do ruído de uma micrografia de célula utilizando 2, 8, 16, 32 e 128 imagens. O melhor resultado é obtido com 128 imagens.

A operação de subtração é amplamente utilizada e mais interessante. Com esta operação pode-se fazer a diferença de duas imagens, pixel a pixel, com uma variação nos valores de intensidade de -255 a +255. Estes valores podem ser normalizados trocando a imagem original por uma imagem na qual adiciona-se 255, e divide por dois, feito em cada pixel, ou pode-se utilizar o método descrito na operação de adição (MARQUES FILHO; VIEIRA NETO, 1999).

Um dos objetivos da subtração primeiramente é encontrar diferenças entre duas imagens. Subtrair uma imagem da outra, efetivamente remove características da imagem que não sofreram alterações, realçando assim os detalhes da imagem com alterações. Mesmo na presença de algum ruído, subtrair duas imagens pode ser um caminho para identificar pequenas diferenças que não são percebidas visualmente.

Gonzales e Woods (2000) citam a subtração de imagens em aplicações que utilizam segmentação e/ou realce. O método é visto na Equação 2.

$$g(x,y) = f(x,y) - h(x,y) \quad (2)$$

O realce tem grande destaque na área de imagens médicas chamada de radiografia em modo de máscara. Na Equação 2 $h(x,y)$ é a máscara, imagem de raios X de uma região do corpo do paciente capturada através de um intensificador e câmara de TV (em vez de um filme de raios X tradicional) localizada em oposição a uma fonte de raios X. A imagem $f(x,y)$ é uma amostra de uma série de imagens de TV similares da mesma região anatômica, mas adquirida após a injeção de um corante na corrente sanguínea. O efeito resultante da subtração da máscara de cada amostra do fluxo das imagens da câmara de TV

é que apenas as áreas que são distintas entre $f(x,y)$ e $h(x,y)$ aparecem na imagem de saída como detalhe realçado. Como as imagens podem ser capturadas em taxa de vídeo, esse procedimento essencialmente fornece um filme mostrando a propagação do corante através das artérias.

A operação de subtração é de extrema importância em *biospeckle*, pois a subtração permite medir características de imagens de objetos em movimento, principalmente se as características das imagens forem grandes e a aquisição das imagens tenha sido de forma sequencial. Neste caso a subtração mostra uma área brilhante da área não coincidente (MARCON; BRAGA JÚNIOR, 2008).

Outro exemplo de subtração é a utilização da equação de diferença absoluta, Equação 3, ou diferença quadrática, Equação 4, como medida de similaridade utilizada em rastreamento e citada por (HIRAKAWA, 2005). A Equação 3 e 4 demonstram o cálculo onde $f(x,y)$ e $g(x,y)$ são imagens.

$$D = \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n |f(x, y) - g(x, y)| \quad (3)$$

$$D = \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n |f(x, y) - g(x, y)|^2 \quad (4)$$

Takahashi e Bedregal (2005) utilizaram em seu trabalho a distância euclidiana (distância entre dois pontos) como método de similaridade durante o processo de segmentação de imagens implementando o algoritmo K-means intervalar.

De acordo com Gonzalez e Woods (2000), a subtração também é muito utilizada em morfologia matemática, chamada de gradiente morfológico. Combina operações chamadas de dilatação e erosão. A dilatação expande a fronteira da imagem e a erosão contrai a fronteira. O gradiente enfatiza as

transições marcadas nos níveis de cinza da imagem. O que o torna interessante é sua independência do sentido das bordas, coisa que não acontece com o método Sobel, por exemplo. Sua desvantagem é o custo computacional.

O gradiente é uma operação que pode ser efetuada sobre imagens em tons de cinza para detectar mudanças mais acentuadas de tonalidade que normalmente caracterizam as bordas dos objetos. O gradiente morfológico é definido de acordo com a Equação 5.

$$\text{GRAD} = (f \oplus b) - (f \ominus b) \quad (5)$$

Gonzalez e Woods (2000) mencionam o gradiente em filtros de aguçamento como os filtros por derivada. Utilizar o cálculo de média dos pixels sobre uma imagem tende a borrar os seus detalhes. Assim como o cálculo da média é análogo à integração, pode-se esperar que a diferenciação tenha o efeito oposto, tornando a imagem mais aguda. O gradiente morfológico enfatiza as transições demonstrada nos níveis de cinza da imagem. Seu grande diferencial é o fato do gradiente ser obtido por um elemento estruturante, dependendo menos da direção das bordas como é o caso do filtro Sobel.

Como exemplo da utilização de detectores de bordas utilizando gradiente, Silva e Alves (2008) desenvolveram um trabalho que objetivava aplicar técnicas de processamento de imagem digital em imagens geradas por ultrassom de rins humanos. Para realçar o contorno, a nitidez e o formato dos órgãos aplicou-se diretamente sobre a imagem os detectores de bordas Robert, Sobel, Prewitt e Canny. Estes detectores são conhecidos também como filtros por derivada.

Uma importante função escalar é a magnitude do gradiente, dada pela Equação 6.

$$|\nabla f(x, y)|^2 = \left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2 \quad (6)$$

Conforme Gonzalez e Woods (2000) a utilização da função magnitude gradiente na detecção de bordas é computacionalmente muito cara. O que se faz na prática é aproximação da Equação 6 para a forma da Equação 7.

$$\nabla f(x, y) = \max[|f(x, y) - f(x + 1, y)| + |f(x, y) - f(x, y + 1)|] \quad (7)$$

Isto é, a máxima diferença absoluta entre os pixels vizinhos nas direções verticais e horizontais. Geralmente a gradiente magnitude é alta na borda e baixa no interior da região o que possibilita à determinação do contorno de uma imagem. No experimento de Silva e Alves (2008), concluiu-se que o operador de Canny apresentou um melhor resultado na detecção do contorno dos rins do que os outros operadores. A implementação obedeceu a 4 estágios, atuando sobre a imagem segmentada: 1º suavização (smoothing) com o filtro gaussiano (o filtro gaussiano atua de forma suave na redução ou atenuação das altas frequências da imagem); 2º computação do gradiente (é realizada uma diferenciação e em seguida uma convolução do filtro gaussiano com a imagem de entrada, onde são determinados os gradientes de cada região e as respectivas bordas); 3º não elimina a amplitude máxima do gradiente *non-maximum suppression* (localizar o gradiente de maior amplitude da imagem, de forma a minimizar o número de indesejáveis bordas da região, o procedimento é feito por uma técnica chamada de “não supressão máxima” que atua reduzindo a espessura dos contornos de um pixel) e 4º limiarização (Normalmente os detectores de bordas trabalham com apenas um limiar T qualquer, já o operador de Canny utiliza dois limiares).

Mezghani et al. (2010) propôs um método robusto para a detecção de bordas em imagens de raio-x de coluna vertebral. Os métodos mais comuns

utilizados eram wavelet e Hough, porém pouco eficazes. Ele utilizou como detector de borda o Canny-Deriche aplicado em regiões de interesse da coluna vertebral. O Canny-Deriche utiliza a estatística gradiente seletiva em um conjunto de janelas definida de acordo com as diferentes áreas da coluna (cervical, torácica e lombar), uma vez que apresentam limiares diferentes. Desta forma determina localmente a magnitude do gradiente. Calculada a magnitude do gradiente usando diferenças finitas e aproximações para as derivadas parciais. Utiliza os limiares mais baixos e mais altos da região, $T^{(l)}$ e $T^{(h)}$. Esses parâmetros são apresentados em percentagens. Determinando a magnitude do gradiente de uma dada região é possível utilizar o algoritmo de limiarização para detectar bordas, de acordo com a Equação 8.

$$T^{(l)} < \|\nabla S\| < T^{(h)} \quad (8)$$

Para completar as operações algébricas citadas, tem-se a multiplicação ou a divisão de imagens. Ambas objetivam corrigir sombras de níveis de cinza produzidas por uma iluminação não uniforme ou pelo sensor utilizado na aquisição das imagens. Estas operações são muito utilizadas por filtros durante a multiplicação dos vizinhos para sobrepor uma imagem estruturante em outra imagem.

2.2 Análise de *speckle* ou *biospeckle*

Hecht (2001) define a luz laser (*Light by the Stimulated Emission Radiation*) como um tipo de radiação eletromagnética que apresenta um comprimento de onda bem definido, além de alta direcionalidade e coerência espacial e temporal. A classificação de uma luz como não coerente ou como coerente não depende de um único fator e sim de conjunto deles.

De acordo com Rabelo (2000) a coerência espacial está relacionada com a direcionalidade do feixe, pois depende da distância em que a luz se mantém coerente. A área máxima em que são obtidas franjas é chamada de área de interferência. A medida do tamanho desta área está relacionada à medida da coerência espacial de uma onda. A alta direcionalidade dos feixes do laser o torna extremamente coerente.

Uma luz temporalmente coerente está relacionada com o tempo entre dois instantes distintos e a diferença de fase da luz nesse instante. A previsão de uma fase de onda luminosa em um determinado ponto é chamada de intervalo. Quanto maior o intervalo, maior será a coerência da onda. Ao se multiplicar o intervalo pela velocidade da Luz tem-se o comprimento da coerência. Quanto maior esse intervalo, maior será a coerência da onda. Como a coerência está relacionada à construção das figuras de interferência, se torna importante na formação do *Speckle*.

Quando um feixe de luz coerente, como o laser, incide sobre uma superfície rugosa e irregular atingindo diferentes pontos da superfície, percorrendo diferentes caminhos ópticos, provoca um espalhamento das ondas eletromagnéticas pela superfície com fases e amplitudes aleatórias. De acordo com o princípio de Huygens-Fresnel, quando um raio de luz atinge uma superfície cada ponto absorve e reemite luz, atuando como um emissor de pequenas ondas secundárias.

A soma das amplitudes geradas por cada ponto da superfície resulta em uma amplitude complexa. O valor total da amplitude varia entre zero e um valor máximo determinado pela magnitude e fase das amplitudes de cada ponto. Ao observar outras áreas da superfície iluminada, a amplitude resultante, e conseqüentemente a intensidade, apresentam um valor resultante aleatório. A interferência destas ondas coerentes (construtiva ou destrutivamente) forma uma

figura similar a um conjunto de grãos claros e escuros criando um efeito granulado chamado de *speckle* (RODRIGUES, 2007).

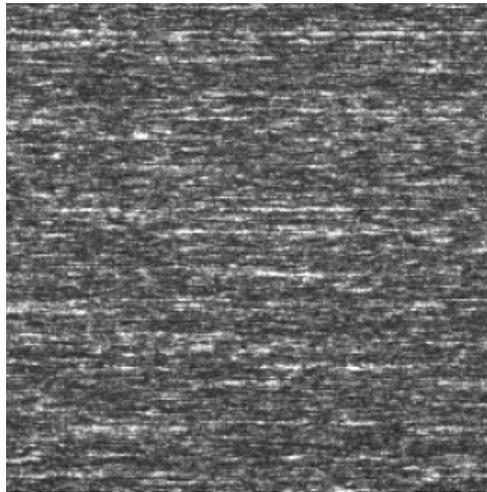


Figura 3 *Speckle* de um material com alta atividade biológica
Fonte Rabelo (2000)

O interesse neste tipo de fenômeno não é recente. Estudos pioneiros na área datam do século XIX. Porém, foi com a construção do primeiro laser nos anos 60, aliado a sua alta coerência, que impulsionou as pesquisas, principalmente, no que diz respeito ao *speckle*. A princípio, o fenômeno foi visto apenas como ruído óptico, indesejável em processos holográficos. Todavia, logo perceberam que o granulado era portador de informações sobre o objeto iluminado possibilitando avanços nas mais diversas áreas. (SILVA; MURAMATSU, 2007).

O padrão de *speckle* conseguido varia de acordo com o material a ser iluminado pelo laser. Materiais biológicos são materiais ativos, que estão em constante movimento e por esse motivo produzem um padrão de *speckle* dinâmico chamado de *biospeckle*. (BRAGA JÚNIOR et al., 2003).

Existem também, aplicações do *biospeckle* em materiais não biológicos, como por exemplo a análise de secagem de pinturas, de monitoramento de géis e espumas, de corrosão etc.

A atividade do *speckle* faz com que o padrão de interferência se movimente conforme a variação ou atividade das moléculas do material iluminado, tornando o padrão mais rápido ou mais lento.

Os equipamentos necessários para o desenvolvimento da pesquisa são considerados simples e de baixo custo. Necessita basicamente de uma fonte de luz laser de baixa potência, um expensor de feixe de luz, uma câmara CCD e um microcomputador equipado com um processador de imagens (CARVALHO, 2007).

Com a utilização de uma câmara CCD (Charge Coupled Detector) é possível registrar e acompanhar as mudanças na figura de interferência durante um tempo pré-determinado, permitindo inferir sobre a dinâmica que ocorre no material estudado. A análise da variação temporal do *biospeckle* (padrão da figura de interferência) possibilita detectar o movimento superficial e interno da amostra em estudo (CARVALHO, 2007).

Rabelo (2000) salienta que a câmara de CCD deve possuir uma lente com abertura capaz de registrar um grão de *speckle* na ordem de um pixel do sensor da câmara.

Para diferenciar o grau de atividade do *biospeckle*, utiliza-se a análise estatística para atribuir um valor numérico que poderá ser correlacionado com o movimento encontrado (OULAMARA; TRIBILLON; DUVERNOY, 1989).

Vários trabalhos têm sido desenvolvidos utilizando a análise do *speckle*. O método se destaca por ser um processo rápido e, na maioria dos casos, não destrutivo.

Uma linha de pesquisa que amplia os estudos é a análise de sementes utilizando como metodologia o *biospeckle*. Dentre elas podemos citar Braga

Júnior et al. (2001) utilizou o biospeckle na análise de sementes de milho utilizando a luz coerente para determinar o material biológico de alta atividade (esperma) do de baixa atividade (endosperma).

Rodrigues et al. (2005) com o objetivo de classificar as sementes de feijão utilizou o *biospeckle* para diferenciar tecidos vivos de sementes de feijão de tecidos mortos por congelamento. Neste projeto foi possível diferenciar sementes vivas de sementes que tiveram seu potencial de germinação reduzido em função do congelamento.

Rabelo et al. (2005) utilizou o *biospeckle* para monitorar a atividade biológica da laranja pós-colheita. Constatou que havia um coeficiente de correlação alto do momento de inércia (distribuição de massa de um corpo rotacionando em torno de um eixo, quanto maior o momento mais difícil será fazê-lo girar em torno desse eixo) com o período decorrido após a colheita da laranja. Identificou também que há diferença no nível de atividade de acordo com o ponto utilizado do material.

Podem-se ter atividades variadas dentro da análise de um mesmo espécime ocasionada por fatores como o teor de água, presença de fungos etc., como por exemplo, o projeto de (RIBEIRO et al., 2004). Ribeiro utilizou o *biospeckle* no monitoramento da atividade em biscoitos de polvilho com diferentes níveis de umidades relativas, comparando-os com a cinética de sorção da água.

Braga Júnior et al. (2005) aplicaram a técnica para identificar 4 tipos diferentes de fungos em tecidos de sementes de feijão que haviam sido congelados em água. Como resultado os autores conseguiram identificar 3 tipos de fungos em lotes diferentes de feijão, não sendo possível a identificação do fungo *Sclerotinia*.

Carvalho et al. (2009) utilizou a análise de *speckle* para avaliar a viabilidade dos espermatozoides após o descongelamento visando efetuar um controle de qualidade do sêmen. Verificou-se que o Momento de Inércia tem correlação com os principais parâmetros da cinética espermática; refletindo a atividade dos espermatozoides, tornando-se também uma ferramenta alternativa para avaliação.

Um experimento muito utilizado para estudo dos métodos já propostos na literatura da secagem de tinta.

Arizaga et al. (1999), iluminaram com laser uma superfície irregular coberta por uma camada de tinta objetivando acompanhar sua secagem. Concluíram que havia diferença no nível de atividade das áreas onde havia uma cobertura maior de tinta e uma ocasionando uma demora na secagem. Locais onde a tinta ainda não havia secado demonstravam um nível maior de atividade.

Braga Júnior (2000), também desenvolveu um experimento utilizando tinta. Analisou a acomodação da camada de tinta em uma superfície coberta com tinta a óleo. A diferença no volume da tinta apresentou áreas com uma secagem mais lenta demonstrando um nível de atividade maior. O método utilizado para a identificação da atividade foi o Diferenças Generalizadas.

De forma semelhante Rabal (2008) analisou a superfície de uma moeda coberta com tinta visando identificar diferentes níveis de atividade relacionada com o volume de tinta e o tempo de secagem. A moeda é coberta por uma camada de tinta e iluminada pelo laser. Áreas da moeda com o relevo mais baixo apresentam um acúmulo maior de tinta, apresentando uma atividade mais alta por um tempo maior que as áreas onde o relevo é mais alto e conseqüentemente possuem uma camada menos espessa de tinta. Uma câmera CCD obtém várias imagens consecutivas da imagem por um período de tempo. Utilizou 400 imagens no experimento.

2.2.1 Métodos de análise do *speckle*

Existem vários métodos baseados na estatística para o tratamento das imagens do *speckle*, porém, nem todos são apropriados para o mesmo fenômeno. A escolha depende do material a ser analisado e do objetivo do trabalho.

Segundo Silva e Muramatsu (2007), para análise das imagens com resultados numéricos destacam-se o Momento de Inércia, Método do Contraste e o da Autocorrelação. Como ferramentas que apresentam resultados visuais, pode-se citar o Fujii, LASCA e Diferença Generalizada, sendo foco deste estudo o Fujii e a Diferença Generalizada.

2.2.1.1 Método Fujii

De acordo com Rabal (2008), quando várias imagens de *speckle* são adquiridas de forma sucessiva, é possível acompanhar suas alterações no decorrer do tempo, sendo o tempo determinado pelo material em estudo.

O método Fujii, mesmo nome do seu idealizador, é uma técnica que analisa um conjunto de imagens de *speckle* resultando em uma única imagem. O objetivo é visualizar as áreas com maior atividade da amostra iluminada pelo laser. O resultado é uma imagem em níveis de cinza que mostra áreas com distintos níveis de atividade.

A aquisição das imagens é feita por uma câmera CCD, capaz de fotografar, um material iluminado por um laser He-Ne, várias imagens por segundos mostrando sua variação temporal.

Um dos primeiros experimentos foi realizado por Silva e Muramatsu (2007) que utilizaram esta técnica para medir a intensidade do fluxo sanguíneo. É possível relacionar o fluxo com seu *speckle*, conforme a velocidade do fluxo sanguíneo aumenta a intensidade do *speckle* também aumenta. Para o

desenvolvimento do experimento foram utilizadas mais de cem imagens. As imagens eram comparadas, medidas e integradas formando um mapa de microcirculação. A Equação 9 demonstra como é feito o cálculo do método Fujii (RABAL, 2008).

$$D(s) = \sum_{j=1}^n |x_j - x_{j+1}| / [x_j + x_{j+1}] \quad (9)$$

O método Fujii faz um somatório das diferenças das imagens, onde $x_j(n)$ é o valor da intensidade do sinal do n ésimo pixel da imagem na posição j , dado pela câmera CCD.

A Equação 9 é similar a chamada Função de Estrutura, Equação 10, normalmente utilizada para medir dispersão. Na Equação do Fujii, o quadrado que aparece na função de estrutura é substituído pelo valor absoluto e o resultado é ponderado com o valor médio das duas intensidades consecutivas (RABAL, 2008).

$$De(s) = \overline{[e(x) - e(x + s)]^2} \quad (10)$$

Bonetti e Galvanin (2009) desenvolveram um trabalho para análise de imagens de satélite, utilizando o software Matlab, para o cálculo do Índice de Vegetação de Diferença Normalizada.

A Equação 11 demonstra o cálculo do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada. Trata-se de uma aplicação dos processos de realce por operações matemáticas entre bandas. NDVI (Índice de Vegetação por Diferença Normalizada) é a diferença da refletância no infravermelho próximo (banda 4 do

sensor CCD) e refletância no vermelho (banda 3 do sensor CCD); esta diferença é então normalizada pela soma das duas refletâncias.

$$NDVI = \frac{BANDA4 - BANDA3}{BANDA4 + BANDA3} \quad (11)$$

Como exemplo da implementação do método Fujii, é mostrado na Figura 4 o experimento da moeda desenvolvimento por (RABAL, 2008). A diferença de relevo da moeda, e conseqüentemente uma diferença no acumulo de tinta, força o surgimento de área com maior atividade e menor atividade facilitando a avaliação do resultado atingido pelo método. O experimento utilizou 400 imagens. A tinta utilizada e o tempo de secagem não são mencionados no trabalho.



Figura 4 Aplicação do algoritmo Fujii em 400 imagens da moeda coberta por uma camada de tinta
Fonte Rabal (2008)

2.2.1.2 Método Diferenças Generalizadas

O método de Diferenças Generalizadas é um processo capaz de estimar a distribuição de atividades relacionada a mudanças do padrão do *speckle*. Utiliza para isso a subtração, em tempo real, de uma imagem inicial de *speckle* pelas próximas adquiridas no decorrer de um período.

A aquisição das imagens do padrão é semelhante ao utilizado pelo método Fujii. Utiliza-se uma câmera CCD para registrar todas as imagens consecutivas do material iluminado pelo laser, por um tempo determinado. De acordo com Rabal (2008), cada pixel da imagem corresponde à intensidade do sinal do *speckle*, em regiões com baixa atividade espera-se que apareçam pixels mais escuros e em regiões com uma alta atividade espera-se que os pixels sejam relativamente mais brilhantes. Os materiais ativos sofrem alterações no decorrer do tempo, alguns tendem a diminuir sua atividade, por isso, é importante determinar o número de frames e o tempo de aquisição das imagens. O método pode ser melhor explicado pela Equação 12 de Diferenças Generalizadas.

$$DG(s) = \sum_j \sum_i |x_j - x_{j+i}| \quad (12)$$

Onde x_j é a intensidade luminosa de cada pixel da imagem j referenciando a posição na pilha de imagens. Todas as subtrações executadas no calculo são somadas as anteriores, fazendo com que se consiga uma média em relação a todas as imagens adquiridas do padrão do *speckle*. Como cada imagem é comparada com todas as imagens da pilha não é necessário se preocupar com a ordem das subtrações.

Um exemplo dos resultados do método foi apresentado por Rodrigues (2003) que iluminou com laser diferentes sementes utilizando Diferenças Generalizadas para análise do padrão do *speckle* conseguido. O objetivo foi testar o método como instrumento para identificação de diferentes áreas nas

imagens das sementes, vivas ou mortas, possuindo respectivamente maior ou menor atividade. O experimento obteve bons resultados.

A diferença do DG com o método Fujii é baseada na ponderação conseguida com a divisão e o método de comparação. No método de Diferenças Generalizadas comparam-se a imagens com todas as imagens consecutivas, no método Fujii compara-se a imagem apenas com a consecutiva mais próxima.

Rabal (2008) realizou o experimento da moeda coberta por tinta utilizando o método de Diferenças Generalizadas obtendo o seguinte resultado Figura 5.

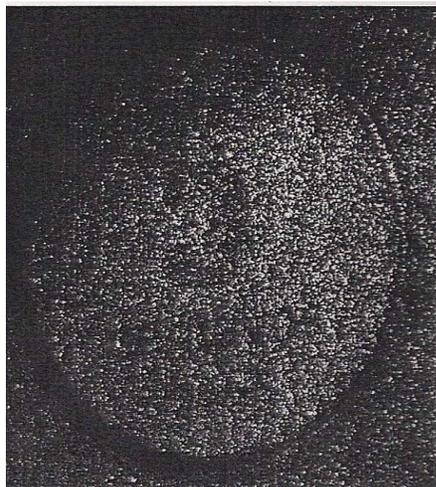


Figura 5 Aplicação do algoritmo Diferenças Generalizadas em 400 imagens da moeda cobertas por uma camada de tinta

Fonte Rabal (2008)

Rabal (2008) conseguiu um melhor resultado, visualizado na Figura 6, utilizando a subtração com a média de 5 imagens. Ao invés de subtrair a primeira imagens com as 399 próximas, efetuou o calculo com apenas as 5 imagens mais próximas repetindo o processo com as 399 imagens. Como no DG o valor de cada subtração é somado.



Figura 6 Aplicação do algoritmo Diferenças Generalizadas em 400 imagens das moedas cobertas por uma camada de tinta efetuando o cálculo da subtração com as 5 imagens mais próximas

Fonte Rabal (2008)

3 MATERIAIS E MÉTODOS

Os experimentos deste trabalho foram realizados no Laboratório de Laser Óptica do Departamento de Engenharia da Universidade Federal de Lavras.

Durante o experimento foram utilizadas duas moedas sendo uma de moeda de vinte cinco cents, com a face da princesa Elizabete e outra de 10 centavos, ambas cobertas por uma tinta branca e iluminadas por uma fonte de luz laser vermelha de 632nm. A câmera CCD utilizada para a aquisição da sequência de imagem é uma Sony de 640x480 px, sendo a placa de aquisição da marca Imagination.

Neste caso, foram reproduzidos experimentos com secagem da tinta para produzir o *biospeckle*, seguindo metodologias adotadas por vários pesquisadores tais como Arizaga et al. (1999), Braga Júnior, (2000) e Rabal (2008), sem perder de vista que buscava-se um entendimento mais profundo dos métodos de análise de imagens do *biospeckle*.

O trabalho foi conduzido de acordo com as seguintes etapas:

- a) Preparação das moedas: limpeza e pintura de uma face das moedas com esmalte de unha branco leitoso, fabricação Risque;
- b) Iluminação das moedas com o laser e captura de um conjunto de 128 imagens do *biospeckle*;
- c) Aplicação dos métodos Diferenças Generalizadas e Fujii nas imagens;
- d) Plotagem do sinal adquirido com as imagens e seu comportamento ao serem submetidos pelos métodos;
- e) Proposta de alterações nos métodos;
- f) Dedução de um novo algoritmo do método de Diferenças Generalizadas.

3.1 Preparação das moedas

O procedimento experimental iniciou-se com a preparação do material a ser utilizado. Os testes foram realizados em duas moedas, uma de 25 cents de dólar e outra de 10 centavos de real.

Para a pintura das moedas foi utilizado um esmalte de unha na cor branca. Apenas uma face de cada moeda foi pintada. O que diferenciou um experimento do outro foi à quantidade de tinta sobre a superfície de cada moeda.

As Figura 7 e 8 demonstram a face das moedas antes da pintura.



Figura 7 Moeda de 25 cents com o perfil da rainha Elizabeth que foi pintada pelo esmalte



Figura 8 Moeda de 10 centavos que foi pintada pelo esmalte

3.2 Iluminação das moedas com o laser e captura das imagens

Objetivando ampliar os estudos com o *biospeckle*, implementou-se o experimento da moeda coberta com tinta.

O experimento foi realizado duas vezes. O primeiro ocorreu com a moeda de 25 cents coberta com uma camada mais amena de tinta. O segundo utilizou o mesmo procedimento do primeiro, porém, com uma moeda de 10 centavos coberta com uma camada mais espessa de tinta.

As moedas foram iluminadas utilizando o seguinte esquema:

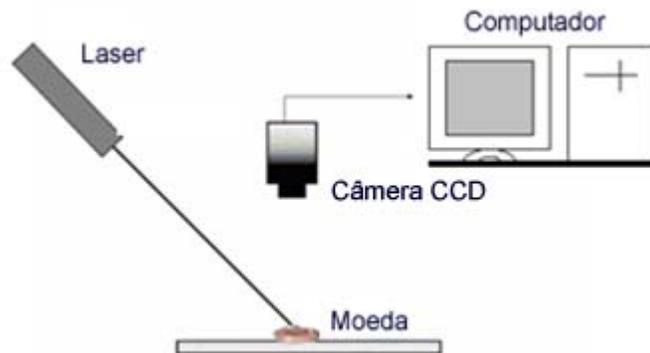


Figura 9 Experimento realizado com a moeda

As moedas foram iluminadas pelo laser, assim que foram pintadas. O laser foi direcionado para a superfície da moeda gerando o *speckle*. Uma câmara digital CCD foi colocada logo acima para adquirir as imagens do *speckle* por períodos de tempo determinados.

Foram adquiridas 128 imagens na seguinte sequência:

- a) Hora 0 com a moeda sem tinta;
- b) Hora 0 com a moeda com tinta, significa que a moeda foi iluminada logo após ser pintada. Neste momento foi utilizado o delay padrão da câmera, 80 milissegundos. O delay é o intervalo de tempo utilizado na abertura da lente para a aquisição de cada uma das 128 imagens;
- c) Hora 0 com delay de 160 milissegundos;
- d) Hora 0 com delay de 320 milissegundos;
- e) Hora 1 com delay de 80 milissegundos, 60 minutos depois da moeda pintada;
- f) Hora 1 com delay de 160 milissegundos;
- g) Hora 1 com delay 320 milissegundos;
- h) Hora 2 com delay de 80 milissegundos, 120 minutos depois da moeda pintada;

- i) Hora 2 com delay de 160 milissegundos;
- j) Hora 2 com delay de 320 milissegundos;
- k) Hora 3 com delay de 80 milissegundos, 180 minutos depois de pintada a moeda;
- l) Hora 3 com delay de 160 milissegundos;
- m) Hora 3 com delay de 320 milissegundos.

Com a Figura 10 é possível visualizar uma imagem da moeda pintada e iluminada pelo laser.

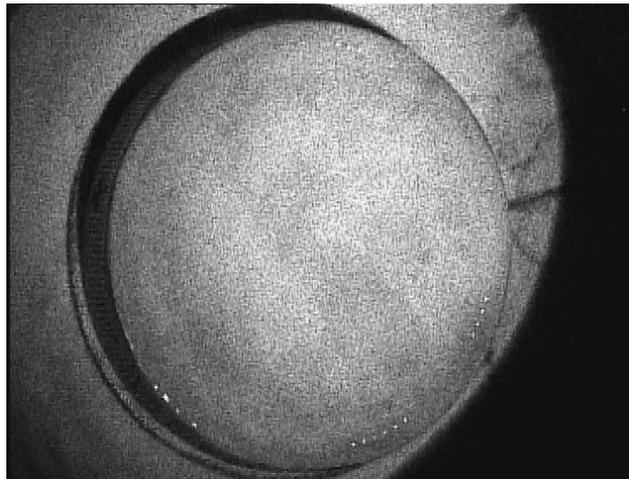


Figura 10 Moeda de 25 cents pitada e iluminada pelo laser na hora 0 com delay de 320 milissegundos

3.3 Aplicação dos métodos Diferenças Generalizadas e Fujii

Para que se consiga visualizar resultados com a sequência de imagens, é necessário que utilize algoritmos capazes de processá-las e demonstrar um valor numérico ou uma imagem resultante.

O trabalho focou na utilização dos métodos Diferenças Generalizadas e Fujii.

Marcon e Braga Júnior (2008), descreve as macro dos dois métodos, os quais foram utilizados neste trabalho.

As macros foram escritas em Java, utilizando como ferramenta o ImageJ, por se tratar de uma linguagem universal e um software livre.

As macros foram executados em um computador desktop, processador Intel Core 2 Duo com 2.93GHz e 2GB de memória RAM.

3.4 Análise de plotagem dos sinais adquiridos com as imagens

Foram criadas várias tabelas com os valores das imagens adquiridas pela câmera CCD.

Utilizando o ImageJ e alguns comandos de escrita nas macros, obteve-se, os valores dos pixels da linha 212 (metade da imagem) de todas as 128 imagens da pilha. Uma tabela foi formada com 128 colunas e 640 linhas. Cada coluna representa o pixel na sua respectiva imagem.

Posteriormente, tabulou-se os dados gerados da metade superior da imagem contendo os valores dos pixels das 128 imagens e o resultado do DG e Fujii para cada pixel.

Em todos os dois casos as imagens utilizadas foram da moeda de 25 cents conseguidas na hora 0 após a pintura com delay de 320 milisegundos.

As imagens capturadas pela câmera possuem um tamanho de 640 x 480 (altura x largura).

Encontrou-se a maior e a menor intensidade entre os pixels de todas as linhas, comparando com as 128 imagens. Foram plotados vários gráficos com os valores dos pixels com maior e menor valor. Plotou-se também gráficos com os valores dos pixels que apresentaram maior variação entre o menor e o maior valor encontrado.

Além dos gráficos com os valores dos pixels, foi feito gráficos com o resultado total do método Diferenças Generalizadas e do método utilizando subtrações com 5 imagens consecutivas.

Os valores foram analisados e plotou-se gráficos de pixels que mesmo em posições diferentes e com valores diferentes resultaram em um mesmo valor de DG.

Utilizando o ImageJ foram gerados os histogramas das 128 imagens da pilha, adquirida na hora 0 com delay de 320, divididos em 5 partes, sendo a 1ª imagem, 32°, 64°, 96°, 128° imagem e um histograma geral computado todos os pixels das 128 imagens.

3.5 Proposta de alterações nos métodos

Foram realizadas outras propostas aos métodos Diferenças Generalizadas e Fujii, já mencionados na literatura. Os métodos foram testados utilizando as várias imagens adquiridas em tempos diferentes, porém, deu-se maior ênfase as imagens adquiridas na hora 0 com delay de 320 milissegundos. Este intervalo demonstrou um melhor resultado dentro dos objetivos propostos.

Com o método de DG cada imagem passa pelo processo de subtração com todas as imagens subsequentes. Os resultados das subtrações são somados e armazenados formando o valor do pixel da imagem resultante.

Um segundo algoritmo foi executado utilizando a subtração da intensidade, porém, com um número limitado de imagens chamado de DW. Neste processo ao invés das imagens serem subtraídas com todas as subsequentes, são subtraídas apenas com um número pré-determinado de imagens chamado de janela.

As subtrações, utilizando janelas, foram executadas com diferentes números de imagens, sendo escolhidos os valores 2, 5, 10 e 20. A Equação 13 mostra o calculo efetuado pelo DW.

$$DW(s) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=j+1}^{j+w} |(x_j - x_i)| \quad (13)$$

O terceiro algoritmo, baseou-se na média da diferença quadrática entre os pixels, (Equação 14), utilizando uma janela de 2 imagens, $w = 2$, com N nos valores 2 e 128 representando o número de imagens de w ou o número de imagens da pilha.

$$DQ(s) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=j+1}^{j+w} |\sqrt{(x_j - x_i)^2 / N}| \quad (14)$$

Uma variação da Equação 12 de Diferenças Generalizadas foi implementada.

Conforme demonstrado na página 65, na Equação de Diferenças Generalizadas o valor absoluto é utilizado para garantir que todos os termos da soma sejam positivos. É comum o uso do quadrado no lugar do valor absoluto para que se consiga o mesmo objetivo, uma vez que a função $f(x) = |x|$ tem a mesma ordem que a função $g(x) = x^2$. Diz que:

$$f(x') > f(x) \Leftrightarrow g(x') > g(x) \quad (15)$$

Desta forma foi proposto a substituição do valor absoluto na Equação 12 de DG pelo quadrado, chamada de DG*. Devido a similaridade entre o quadrado e o valor absoluto a Equação 16 é uma alternativa de medida para as Diferenças Generalizadas utilizando quadrado.

$$DG^*(s) = \sum_j \sum_i (x_j - x_{j+i})^2 \quad (16)$$

Uma vez que a Equação do DG^* está relacionado com a variância, deduziu-se outro estudo, utilizando a Equação 16 para otimizar o tempo de execução.

$$(x_i - x_j)^2 = (x_j - x_i)^2$$

desta forma, a Equação 16 pode ser reescrita da seguinte maneira

$$DG^*(s) = \frac{1}{2} \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n (x_i - x_j)^2 \quad (17)$$

expandindo

$$DG^*(s) = \frac{1}{2} \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n x_i^2 - 2x_i x_j + x_j^2$$

calculando a soma em j

$$\begin{aligned} DG^*(s) &= \frac{1}{2} \sum_{i=0}^n n x_i^2 - 2x_i (n\bar{x}) + n\bar{x}^2 \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i=0}^n n x_i^2 - 2n x_i \bar{x} + n\bar{x}^2 \end{aligned}$$

calculando a soma em i

$$\begin{aligned} DG^*(s) &= \frac{1}{2}(n(\overline{nx^2}) - 2n(\overline{nx})\overline{x} + n(\overline{x^2})) \\ &= \frac{1}{2}(n^2\overline{x^2} - 2n^2\overline{x}^2 + n^2\overline{x^2}) \\ &= \frac{1}{2}(2n^2\overline{x^2} - 2n^2\overline{x}^2) \end{aligned}$$

finalmente obtêm-se

$$DG^*(s) = n^2(\overline{x^2} - \overline{x}^2) \quad (18)$$

A Equação 18 demonstra que a Equação 16 do DG^* é uma função de variância. Lembrando que a variância é definida por

$$\sigma^2(s) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n (x_i - \overline{x})^2$$

expandindo para reescrever tem-se

$$\sigma^2(s) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n (x_i^2 - 2x_i\overline{x} + \overline{x}^2)$$

calculando a soma em i

$$\sigma^2(s) = \frac{1}{n}(\overline{nx^2} - 2n\overline{x}^2 + n\overline{x}^2)$$

obtendo

$$\sigma^2(s) = \overline{x^2} - \overline{x}^2 \quad (19)$$

juntando a Equação 18 e 19, tem-se

$$DG^*(s) = n^2 \sigma^2(s) \quad (20)$$

Sendo neste caso efetuado o calculo com as imagens utilizando a Equação da variância (Equação 21), uma vez que o n^2 seria responsável por apenas amplificar os valores.

$$DG^*(s) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^n (x_j - \mu)^2 \quad (21)$$

Para a Equação de variância a imagem j é subtraída de uma média única calculada com a soma de todos os valores dos pixels, inclusive da imagem que será subtraída, dividido pelo número de pixels da soma. O resultado de ambos os teste foram divididos por N com o valor de 128.

Para o método Fujii, além da execução do algoritmo do método, foi proposta uma segunda equação, que substituía a divisão pela multiplicação, Equação 22, intensificando desta forma a luminância.

$$D(s) = \sum_{j=1}^n |x_j - x_{j+1}| * [x_j + x_{j+1}] \quad (22)$$

3.6 Dedução de novo algoritmo do método de Diferenças Generalizadas nas imagens da moeda

Utilizando a Equação 12, Diferenças Generalizadas, foi apresentado uma nova dedução baseado em histogramas.

De acordo com a Equação 12, i é um primeiro pixel que é subtraído com todos os pixels das próximas imagens, ao finalizar a subtração o calculo passa a ser efetuado com o segundo pixel.

Observa-se também que o módulo da diferença é calculado apenas uma vez para cada par de pontos da sequência, pois a segunda somatória da equação começa em $j = i + 1$. Considerando que

$$|x_i - x_j| = |x_j - x_i|$$

o DG também pode ser definido como:

$$DG(s) = \frac{1}{2} \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n |x_i - x_j| \quad (23)$$

que pode ainda ser escrito como

$$DG(s) = \frac{1}{2} \left[\sum_{j=0}^n |x_0 - x_j| + \sum_{j=0}^n |x_1 - x_j| + \dots + \sum_{j=0}^n |x_n - x_j| \right] \quad (24)$$

Considerando agora que $x_i \in n$ com um valor inteiro pertencente ao intervalo $[0 \dots m]$. Este é o caso típico de imagens. No caso do *biospeckle*, $m = 255$ níveis de cinza.

O histograma de n é a sequência $h(n) = [g_0; g_1; \dots ; g_m]$, onde g_i é o número de ocorrências do valor inteiro i na sequência n .

Tomando o primeiro somatório da Equação 24, que corresponde ao termo $i = 0$ da Equação 23. Este termo pode ser reescrito como

$$\sum_{j=0}^n |x_0 - j| g_j$$

e, portanto, pode-se reescrever a Equação 12 (expressa na forma da Equação 23) de acordo com a Equação 25 abaixo

$$DG(s) = \frac{1}{2} \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m |x_i - j| g_j \quad (25)$$

Transformando a primeira somatória sobre o ponto de vista de histograma, temos:

$$DG(s) = \frac{1}{2} \sum_{i=0}^m \left(\sum_{j=0}^m |i - j| g_j \right) g_i$$

ou

$$DG(s) = \sum_{i=0}^m \left(\sum_{j=i+1}^m |i - j| g_j \right) g_i$$

considerando que,

$$P_i = \sum_{j=i+1}^m |i-j| g_j$$

tem-se,

$$DG(s) = \sum_{i=0}^m P_i g_i \quad (26)$$

nota-se que,

$$P_0 = g_1 + 2g_2 + 3g_3 + \dots + mg_m$$

$$P_1 = g_2 + 2g_3 + 3g_4 + \dots + (m-1)g_m$$

$$P_2 = g_3 + 2g_4 + 3g_5 + \dots + (m-2)g_m$$

portanto,

$$P_1 = P_0 - [g_1 + g_2 + \dots + g_m]$$

$$P_2 = P_1 - [g_2 + g_3 + \dots + g_m]$$

em outras palavras,

$$P_1 = P_0 - \sum_{j=1}^m g_j$$

$$P_2 = P_1 - \sum_{j=2}^m g_j$$

considerando-se,

$$S_1 = \sum_{j=1}^m g_j$$

observa-se que

$$P_{i+1} = P_i - S_{i+1}$$

note que

$$S_0 = \sum_{j=0}^m g_j = n$$

Onde n é o número total de elementos na sequência da Equação 12 de Diferenças Generalizadas, que na análise do *biospeckle* corresponde ao número de imagens da sequência a ser analisada. Note também que

$$S_{i+1} = \sum_{j=i+1}^m g_j = S_i - g_i$$

Se considerarmos que já calculamos o DG para os primeiros k valores de i na Equação 26, tem-se:

$$DG_k(s) = \sum_{i=0}^k P_i g_i$$

Para calcular o DG para os $k + 1$ primeiros valores de i tem-se:

$$DG_{k+1}(s) = DG_k(s) + P_{k+1}g_{k+1}$$

Portanto, tem-se uma indução matemática descrita como:

(I) Condição inicial:

$$S_0 = n$$

$$P_0 = \sum_{j=1}^m jg_j$$

$$DG_0(s) = P_0g_0$$

(II) passos da indução:

$$S_{k+1} = S_k - g_k$$

$$P_{k+1} = P_k - S_{k+1}$$

$$DG_{k+1}(s) = DG_k(s) - P_{k+1}g_{k+1}$$

(III) condição de parada

$$k = m$$

4 RESULTADO E DISCUSSÃO

O experimento utilizando tinta é um evento interessante como demonstração do *speckle* dinâmico. Ao utilizar uma moeda pintada é possível se ter uma melhor avaliação dos métodos, pois, a imagem resultante já é conhecida.

Ao pintar a superfície da moeda trabalha-se com uma diferença no relevo e, conseqüentemente, uma diferença na concentração de tinta. A parte mais elevada da superfície concentra uma menor quantidade de tinta, por isso, a secagem é mais rápida. Na parte mais baixa da moeda, sem o desenho, apresenta uma maior concentração de tinta e um maior tempo de secagem.

O resultado esperado é uma imagem, que depois de submetida aos métodos estatísticos propostos, demonstre o desenho da moeda que foi coberta pela tinta. Locais onde a tinta está seca não demonstram atividade ficando os pixels correspondentes mais escuros depois de submetidos aos métodos estatísticos. Por outro lado, locais com atividade apresentam alterações na intensidade dos pixels proporcionalmente áreas mais brilhantes.

Como não havia na literatura a quantidade de tinta que deveria ser utilizada optou-se por repetir a metodologia em duas moedas. Na moeda de 10 centavos a concentração de tinta foi maior, ficando superior a diferença de relevo entre o fundo da moeda e o desenho. Como o relevo da moeda de 10 centavos é minimamente maior que o fundo da moeda, uma quantidade muito densa minimizou a diferença não sendo percebida pelo *speckle*.

A moeda de 25 cents com a face da rainha Elizabeth foi pintada com uma camada menos densa de tinta, mostrando ser mais adequada ao experimento.

A literatura não menciona o tempo de secagem do esmalte, por isso, os tempos estimados para a aquisição das imagens foram de 0 horas, ou seja, quando o esmalte acaba de ser aplicado, 60min, 120min e 180min variando o

delay. Foram adquiridas 128 imagens em cada tempo para cada delay, sendo os delays 80 ms, 160 ms e 320 ms.

Ao submeter às imagens dos vários tempos de aquisição aos métodos de Diferenças Generalizadas e Fujii, observou-se que os melhores resultados foram adquiridos com a utilização das imagens da hora 0 com delay de 320ms.

Entede-se como melhor resultado uma boa visualização da imagem do fundo da moeda, resultante dos métodos propostos.

O melhor resultado utilizando imagens com um delay de 320ms pode ser explicado por dois fatores. O primeiro é o tempo de aquisição. Como a tinta foi pintada apenas uma vez, e houve aquisição das 128 imagens utilizando o delay padrão da câmera, com a aquisição das outras 128 imagens utilizando o delay de 160ms têm-se um tempo maior de observação que aumenta quando se adquire mais 128 imagens com de 320ms. Como o processo da moeda é consideravelmente rápido, sendo possível que este pequeno intervalo de tempo tenha influenciado no resultado das amostras. Outra hipótese seria uma melhor visualização da variação do *speckle* quando se tem um delay maior, ou seja, adquirindo cada imagem com um intervalo em milissegundos maior, sendo neste caso o delay de 320ms. A Figura 11 demonstra o modo de aquisição utilizando o delay.

Aquisição de Imagens com diferentes Delays

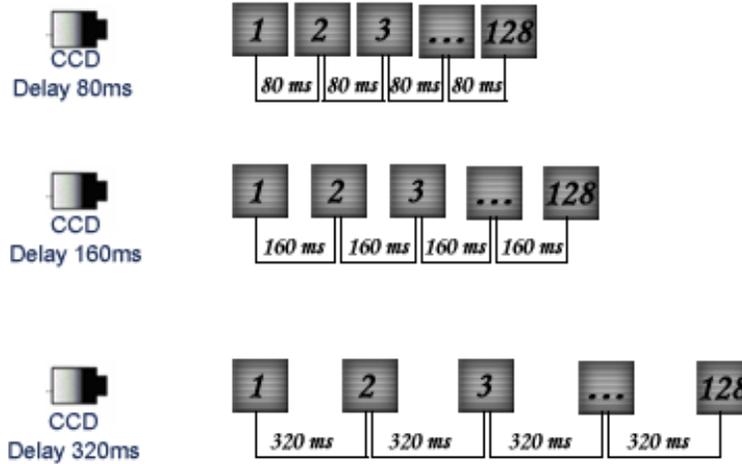


Figura 11 Aquisição das imagens utilizando diferentes delays

Objetivando entender o comportamento dos pixels, foram gerados amostras dos histogramas das 128 imagens da hora 0 com delay de 320, divididos em 5 partes e um histograma geral computado todos os pixels das 128 imagens. As Figuras 12, 13, 14, 15, 16 e 17 demonstram os histogramas.

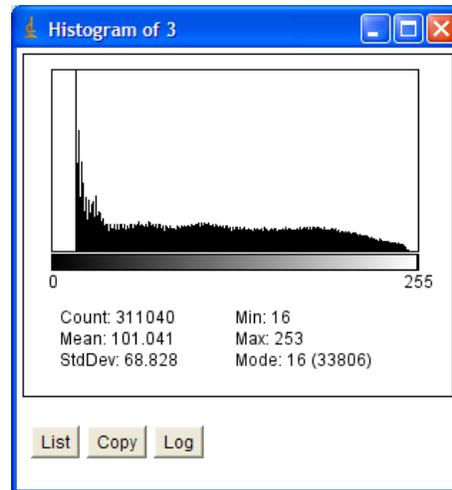


Figura 12 Histograma da Primeira imagem da Moeda

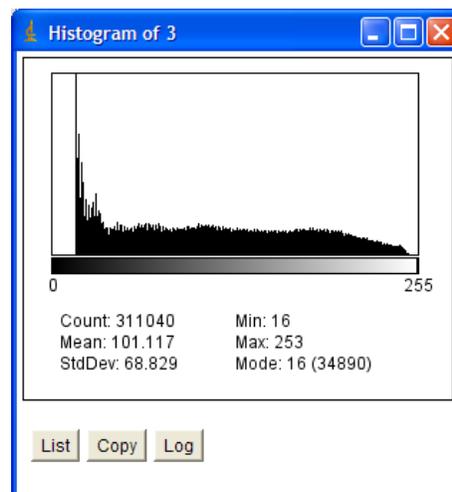


Figura 13 Histograma da 32ª imagem da Moeda

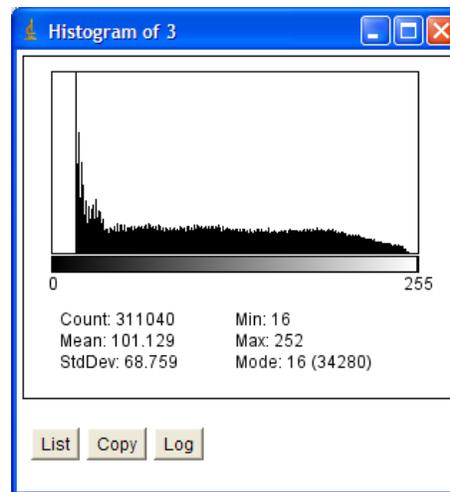


Figura 14 Histograma da 64ª imagem da Moeda

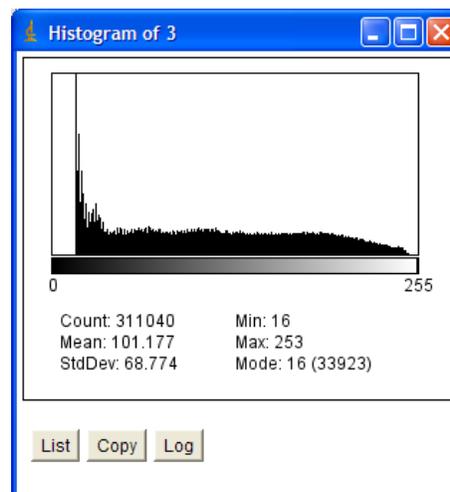


Figura 15 Histograma da 96ª imagem da Moeda

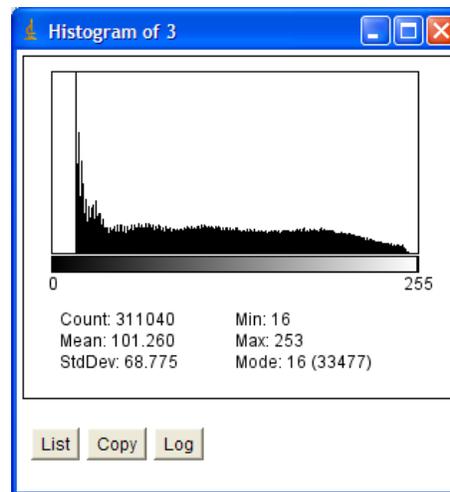


Figura 16 Histograma da 128ª imagem da Moeda

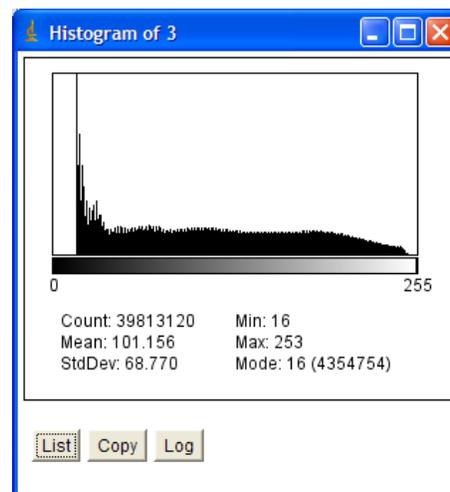


Figura 17 Histograma de todas as 128 imagens da Moeda

O Histograma permite analisar qualitativamente a luminosidade média (mais escura ou mais clara) e da homogeneidade da imagem. Histogramas com médias baixas representam imagens mais escuras enquanto que com médias altas representam imagens mais claras. Histograma com desvio padrão baixo

representa imagem homogênea, com pouca variabilidade. Histograma com desvio padrão alto representa imagem heterogênea, com grande variabilidade.

O desvio padrão encontrado nas imagens é alto, demonstrando uma alta variação.

Os valores de média confirmam que as imagens são claras com alto brilho. As comparações dos histogramas demonstrou que a diferença apresentada é muito pequena, reforçando o conceito de que é impossível determinar o nível de atividade do material utilizando-se apenas uma visualização das imagens de adquiridas.

A tabulação dos dados obtidos nas imagens juntamente com a plotagem dos gráficos, foram importantes na análise do comportamento dos pixels.

Nos gráficos não se encontraram picos de sinais que pudessem caracterizar grandes ruídos. A Figura 18 apresenta o gráfico do comportamento do pixel 194 da linha 212. Ao comparar a variação dos pixels na linha 212, encontrou-se o maior valor em intensidade no pixel 194.

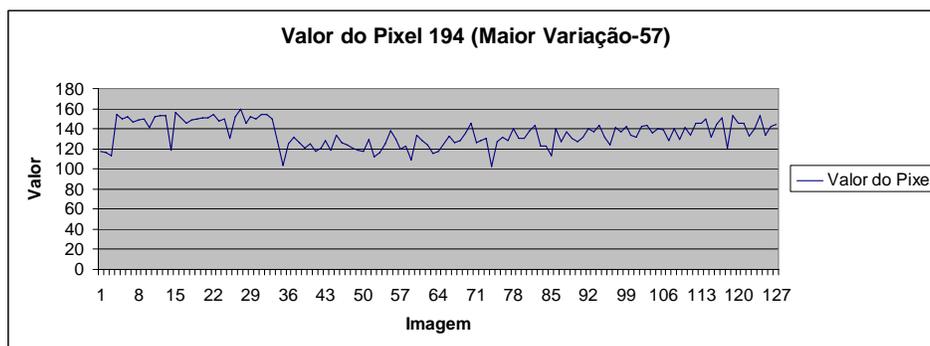


Figura 18 Gráfico do pixel 194 com variação no valor de 57

Em uma segunda tabulação, utilizando os dados da metade superior das imagens, compararam-se os pixels na tentativa de visualizar algum ponto que

apresenta-se um mesmo DG apesar de possuir valores de intensidades diferentes no decorrer das 128 imagens.

Foram encontrados vários pixels em posições diferentes com o mesmo valor de DG, porém, sua localização ficava fora da moeda iluminada, especificamente na borda, dentro da moeda pintada não foi encontrado nenhum valor semelhante. O mesmo resultado foi alcançado utilizando a Equação DW com 5 imagens.

Todas as imagens adquiridas foram submetidas aos métodos estatísticos Fujii e DG. A classificação dos resultados foram feitas de forma subjetiva.

Utilizando a Equação 9, método Fujii, descrita por Marcon e Braga Júnior (2008) conseguiu-se o resultado demonstrado na Figura 19.

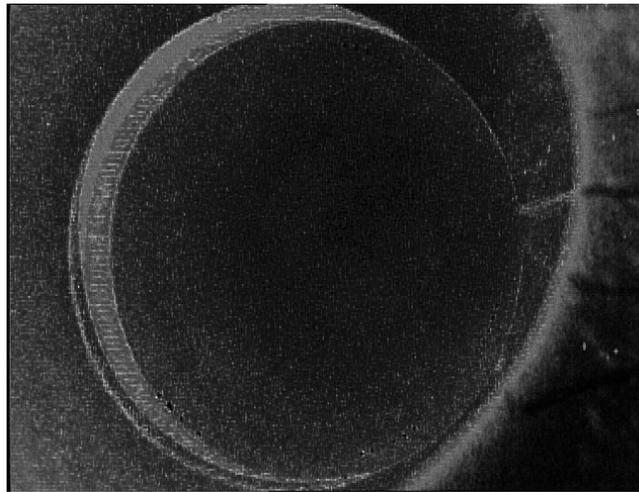


Figura 19 Resultado pelo método Fujii utilizando as imagens adquiridas na hora 0 com delay de 320ms

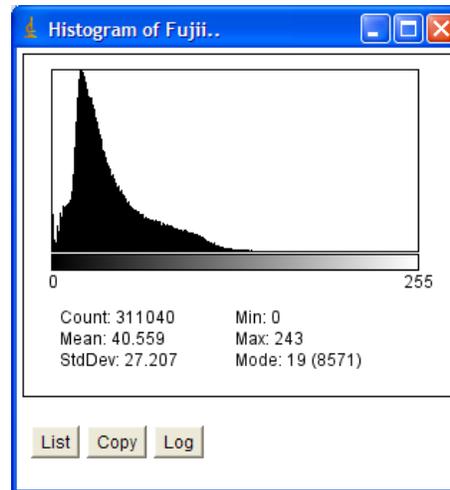


Figura 20 Histograma do resultado pelo método Fujii utilizando as imagens adquiridas na hora 0 com delay de 320ms

A Figura 18 demonstra que o método Fujii não apresentou um resultado satisfatório, se for considerado como satisfatório a visualização da imagem de fundo da moeda.

Rabal (2008) utilizou o mesmo método e conseguiu visualizar a figura da moeda, esta diferença pode ser explicada pela luminância causada pela tinta utilizada no experimento. No experimento de Rabal (2008) o tipo e a cor da tinta não foram mencionados.

O método Fujii é semelhante à Equação 11, já descrita na literatura, o NDVI (Índice de Vegetação por Diferença Normalizada) que não trabalha com a cor do pixel e sim com refletância no infravermelho ou bandas do sensor CCD, sendo seu denominador responsável pela normalização.

O denominador do método Fujii força que os pixels com intensidades mais altas ou mais baixas, sejam tratados de forma proporcional. Isto significa que imagens com pixels mais claros assumem o mesmo valor de locais onde a atividade é mínima com valores de intensidades mais baixas. Um pixel com

intensidade no valor de 10 que altere seu estado para 12, pelo método Fujii, assumiria o mesmo valor de um pixel com intensidade de 200 que mudasse seu estado para 240 ou 160. Isto porque a proporção de ambos é a mesma (20%), igualando o resultados e tendendo a uma imagem mais escura.

10	150	240
19	80	247
100	1	202

Imagem A

12	180	200
10	152	130
101	10	200

Imagem B

0,090 (20%)	0,090 (20%)	0,090 (20%)
0,310 (90%)	0,310 (90%)	0,310 (90%)
0,004 (1%)	0,81 (10%)	0,004 (1%)

Imagem C Resultado pelo método Fujii

Figura 21 Exemplo do comportamento do método Fujii

A tinta utilizada para cobrir a moeda, neste experimento, é branca. Sistemas monocromáticos trabalham com a informação de luminância que representam a quantidade, refletida ou absorvida, de luz. Seu valor depende das características do material que constitui o corpo, neste caso a tinta. Cinza é uma mistura de elementos que refletem luz, chamados de brancos, e de elementos que não refletem luz, chamados de pretos. O branco reflete a totalidade da luz intensificando a luz da tinta elevando os valores das intensidades dos pixels.

Neste caso, se fosse utilizada uma tinta com cor escura ou com menos brilho, o resultado seria diferente, podendo ser comprovado pela Equação 22.

O método Fujii reduz a luminância, desta forma, quando se altera o método, substituindo a divisão pela multiplicação, os pixels com alta intensidade são intensificados, sendo assim melhor visualizados, intensificando também a luminância. Utilizando a Equação 22 nas mesmas imagens, é possível visualizar o resultado na Figura 22.

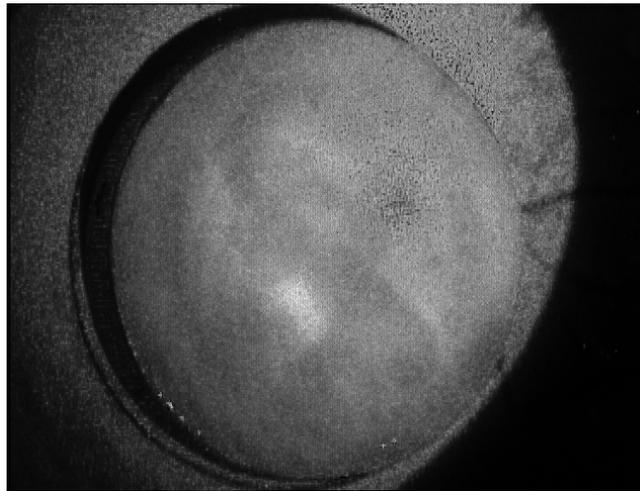


Figura 22 Método utilizando a Equação 22 intensificando a luminância

Outros métodos foram propostos, utilizando o padrão de comparação de 2 imagens consecutivas, porém, com alteração em seu calculo.

A primeira foi chamada de Equação da média da diferença quadrática, DQ, demonstrada na Equação 14, seu resultado pode ser visto pelas Figuras 23 e 24.

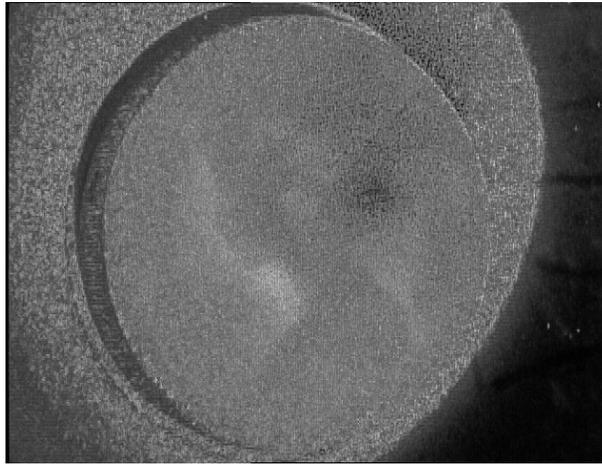


Figura 23 Imagem utilizando a Equação DQ calculando a subtração das 2 imagens mais próximas com $N=2$

A Equação DQ apresentou um bom resultado comparada ao Fujji. Ao utilizar o N no valor de 2 conseguiu-se uma imagem mais clara do que utilizando o N no valor de 128. A divisão por um número maior diminuiu o valor final do pixel representando uma cor mais escura.

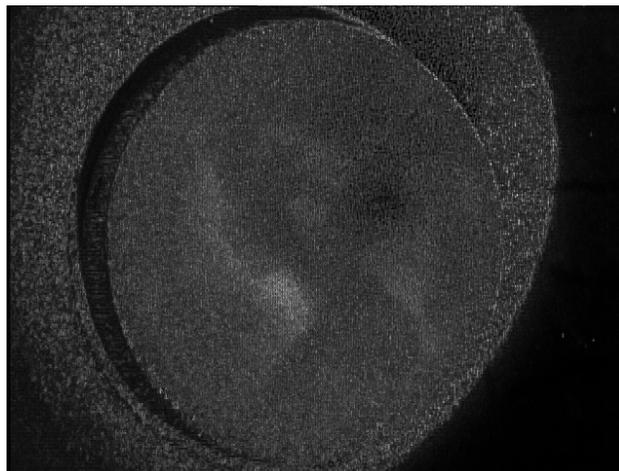


Figura 24 Imagem utilizando a Equação DQ calculando a subtração das 2 imagens mais próximas com $N=128$

A Figura 25 demonstra os valores resultantes dos cálculos efetuados pela da Equação 14, DQ.

10	100	200
19	152	247
100	0	200

Imagem A

12	120	240
10	80	130
101	0	202

Imagem B

1,41	14,40 (10 vezes)	28,28 (2 vezes mais)
6,36	50,91 (10 vezes)	82,73 (19 vezes)
0,70	0	1 (2 vezes)

Imagem C

Figura 25 Exemplo do comportamento da Média dos Gradientes

Neste caso pixels que possuem a mesma proporção de diferença adquirem um valor resultante proporcional ao seu tamanho. Exemplificando, a diferença da intensidade 100 com o a 120, apresenta um resultado 10 vezes maior do que o encontrado com os valores das intensidades 10 e 12. Este resultado mantém a diferença entre os pixels, o que não acontece no método Fujii.

O teste com o método de Diferenças Generalizadas apresentou o resultado demonstrado na Figura 26.

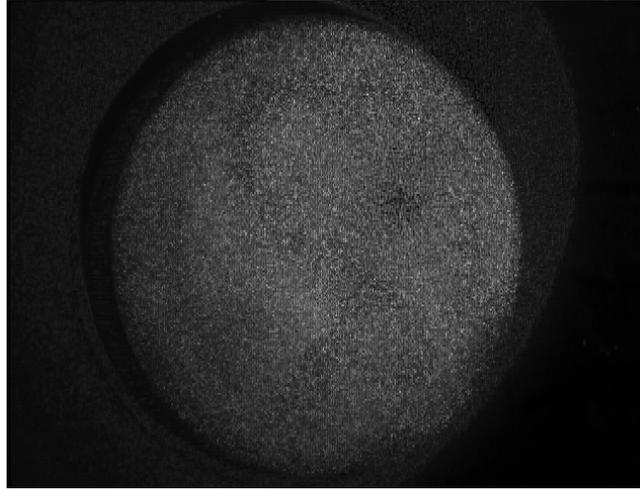


Figura 26 Resultado pelo método DG utilizando as imagens adquiridas na hora 0 com delay de 320ms

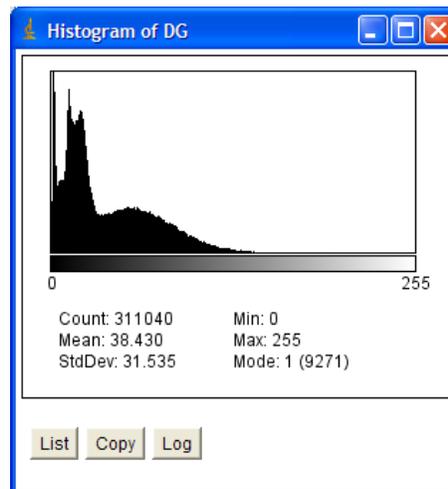


Figura 27 Histograma do resultado pelo método DG utilizando as imagens adquiridas na hora 0 com delay de 320ms

Retirando o módulo da Equação 12 e substituindo pelo quadrado da subtração, tem-se a Equação 16, que, que ao ser implementada, resulta na Figura 28.

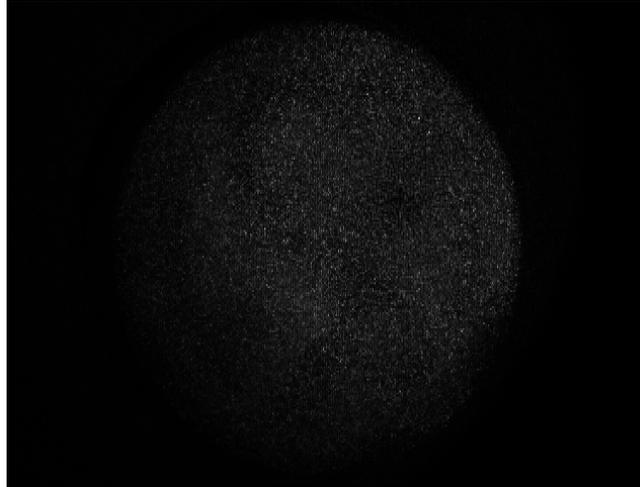


Figura 28 Resultado da Equação 16 utilizando o quadrado

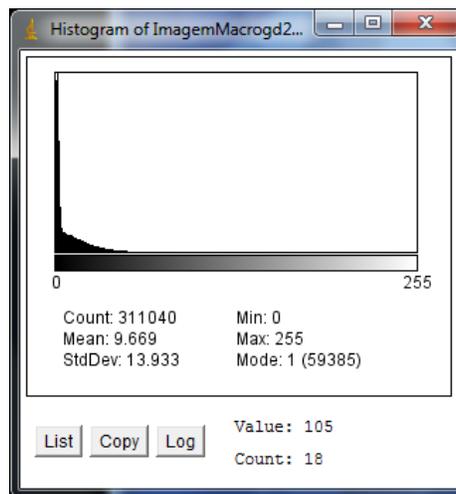


Figura 29 Histograma do resultado da Equação 15 utilizando quadrado

Comparando a imagem resultante do método de Diferenças Generalizadas utilizando módulo (Figura 26), com a Equação 16 utilizando o quadrado (Figura 28), é possível identificar que as imagens são semelhantes. A

principal diferença entre as duas imagens é o contraste. O desvio padrão do resultado do DG, Figura 26, é mais alto apresentando assim um contraste mais visível. Ao utilizar o quadrado no lugar do módulo, elevam-se as intensidades dos pixels a valores muito altos que ao serem normalizados escurecem a imagem. A normalização divide todos os valores pelo maior valor encontrado, que no caso do DG*, reduz os valores do gradiente concentrando-os no canto esquerdo do histograma, próximo a intensidade zero, ficando como claro apenas os gradientes mais altos. Porém, em ambas as imagens, é possível observar o contorno da imagem da moeda e sua atividade. Não existe relação direta entre as Equações 12 e 16, há apenas uma semelhança em relação à ordem. A diferença entre os dois métodos pode ser exemplificada utilizando dois vetores com valores $s=[1, 1, 10]$ e $s'=[1, 3, 11]$, temos

$$DG(s) = |1 - 1| + |1 - 10| + |1 - 10| = 18$$

$$DG(s') = |1 - 3| + |1 - 11| + |3 - 11| = 20$$

$$DG^*(s) = (1 - 1)^2 + (1 - 10)^2 + (1 - 10)^2 = 192$$

$$DG^*(s') = (1 - 3)^2 + (1 - 11)^2 + (3 - 11)^2 = 168$$

Onde DG é o cálculo feito utilizando o módulo, Equação 12, e o DG* o cálculo feito utilizando o quadrado Equação 16.

A aplicação direta do DG* teria complexidade $O(n^2)$, por isso, foi desenvolvido a Equação 20 mostrando que o DG* é uma função da variância sendo possível efetuar o cálculo em $O(n)$.

Como o DG* é uma função da variância, Equação 21, sendo implementada com o cálculo de uma média única, ou seja, todos os 128 valores do pixel na posição (x,y) são somados e divididos por 128. Depois os pixels da sequência de imagens são subtraídos utilizando a média calculada para sua posição (Figura 30).

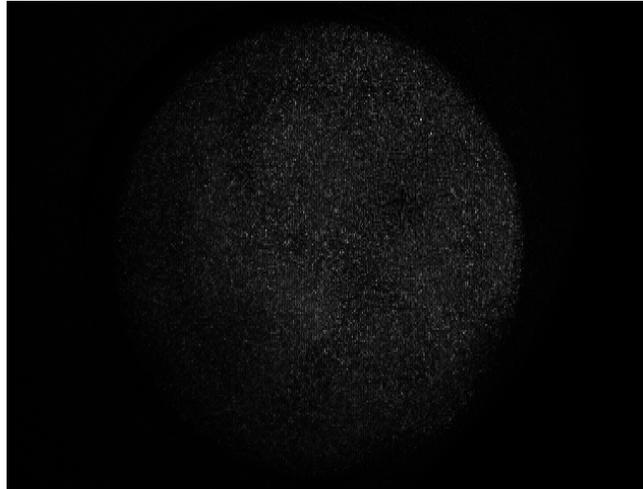


Figura 30 Imagem utilização a Equação de variância calculando a média com valores dos 128 pixels, média única, dividido por 128

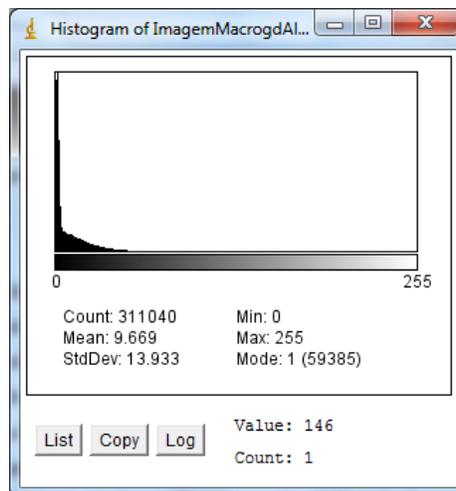


Figura 31 Histograma utilização a Equação de variância calculando a média com valores dos 128 pixels, média única, dividido por 128

A igualdade dos resultados apresentados pelas Equações do DG* e Variância, também podem ser comprovados pela análise dos histogramas das imagens resultantes. Os histogramas apresentaram o mesmo valor de média e desvio padrão conseqüentemente mesmo contraste.

Com a Equação do DG* utilizando a diferença quadrática concluí-se que o DG é qualitativamente semelhante à função de variância. O DG e a variância são medidas globais. Ambos utilizam os valores dos pixels como variáveis aleatórias que são observadas ao longo do tempo. O fato do DG ser realizado através da observação de variações temporais em pontos fixos, torna-o uma ferramenta de medida limitada. A análise de variância é geralmente utilizada para uma amostra de observações, que foram elaboradas a partir de uma distribuição normal. Quando aplicado a uma distribuição não-normal, a análise de variância só pode mostrar o quanto os dados estão espalhados ao redor da média, mas não específica o comportamento dos pixels. Não se pode esperar que a atividade em um ponto fixo do material siga uma distribuição normal. Como a análise de variância geralmente é aplicada a uma distribuição normal e o DG é qualitativamente semelhante à variância, concluí-se que o DG tem limitações, e não pode ser a única medida utilizada na análise de *biospeckle*.

A distribuição não normal também pode ser comprovada pela análise dos histogramas e pela plotagem dos pixels. Observou-se com a utilização dos histogramas que o *biospeckle* é um processo temporal, que altera seu estado à medida que o solvente da tinta evapora, secando a tinta e tornando o material sem atividade.

O método que apresentou uma imagem resultante mais visível foi o gradiente utilizando uma janela com 5 imagens, chamado de DW, (Figura 32).

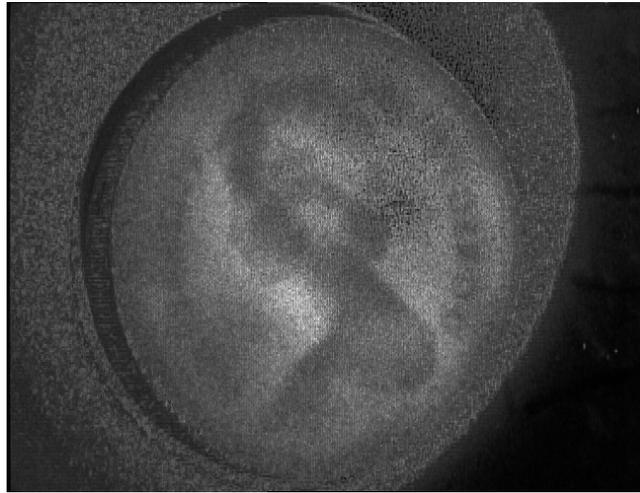


Figura 32 Resultado pelo método DW utilizando janela de 5, aplicado nas imagens adquiridas na hora 0 com delay de 320ms

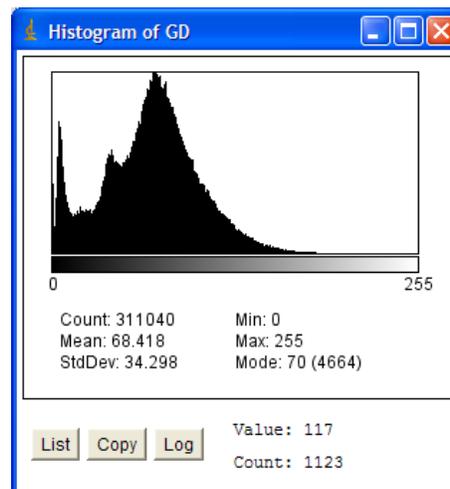


Figura 33 Histograma do resultado pelo método DW utilizando janela de 5, aplicado nas imagens adquiridas na hora 0 com delay de 320ms

O que diferencia o método Diferenças utilizando janela com o da Diferenças Generalizadas é a quantidade de imagens utilizadas na subtração. No

DG cada imagem é subtraída por todas as imagens subseqüentes da pilha. No gradiente a subtração das imagens são feitas com as 5 imagens consecutivas. Passando de uma diferença generalizada para uma diferença local. A janela pode ser alterada utilizando outros valores. Os testes com uma janela de 10 imagens também apresentou uma imagem visível, porém com um pouco menos de detalhes.

Em visão computacional o gradiente é muito utilizado, sendo citado em processos de rastreamento, segmentação e realce.

O gradiente é a medida da variação de determinada característica de um meio, neste caso a amplitude dos pixels. Quanto maior a diferença maior o gradiente. O que está em questão é a diferença de concentração não a amplitude dos pixels.

Quando as subtrações são executadas, seus resultados são somados aos anteriores, fazendo com que se consiga uma média em relação a todas as imagens adquiridas do padrão do *speckle*.

O gradiente utilizando janela, ou DW, pode ser comparado com um filtro de convolução.

Filtragens por convolução são técnicas tradicionais para o processamento digital de imagens que operam no domínio espacial. Os filtros são utilizados para melhorar a qualidade de uma imagem digital, permitindo eliminar regiões indesejáveis ou ruídos, ocasionados por métodos de aquisição, ou pelas condições em que a imagem foi capturada. É utilizado também para realçar altas, médias ou baixas frequências de variação na intensidade dos pixels da imagem. A convolução altera o valor de cada pixel com base no cálculo da média entre o pixel em questão e seus vizinhos, ponderada por valores pré-estabelecidos, disposta em uma matriz, denominada operador ou máscara. O tamanho do operador e os valores ou pesos são as principais características do filtro. A dimensão da máscara determina o tamanho da imagem, relacionando pixels que

possuem comportamento semelhante, realçando ou suavizando detalhes. Em filtros passa-baixa, quanto maior o operador maior a variação de intensidade que será suprimida ou suavizada desfocando a imagem. Um exemplo são os filtros de média, quando o tamanho da máscara é muito grande, fantasmas são introduzidos na imagem original. Em filtros passa-altas, quanto menor o operador, mais finas e próximas serão as bordas realçadas.

A comparação da Diferença utilizando janela, Equação 13, com a convolução poderia ser explicada, se ao analisar a equação fosse possível desprezar o módulo.

$$DW(s) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=j+1}^{j+w} |(x_j - x_i)|$$

Sendo w uma janela de 5 imagens, teríamos:

$$x_1 - x_2 + x_1 - x_3 + x_1 - x_4 + x_1 - x_5 + x_1 - x_6$$

onde

$$= 5x_1 - x_2 - x_3 - x_4 - x_5 - x_6$$

Seria formado assim a seguinte máscara:

5 - 1 - 1 - 1 - 1 - 1 - 1

O grande problema é que filtros de convolução são lentos, no caso do gradiente utilizando janela não fica tão evidente devido o número de imagem ser pequeno, o que pode explicar o tempo de execução do DG que utiliza como janela uma máscara de 128 imagens.

Através do teorema de convolução, as transformadas tornam a complicada operação de convolução em multiplicações simples, sendo um método eficiente para calcular operações baseadas em convolução.

A ferramenta utilizada neste processamento é a transformada de Fourier, a qual nos permite ter uma visão da imagem a ser analisada no domínio da frequência, facilitando sobremaneira esta análise e o seu processamento, normalmente, aplicando-se técnicas de filtragem digital.

A aplicação da transformada de Fourier em uma imagem no domínio espacial gera uma informação no domínio da frequência, em que cada ponto, definido por um vetor do tipo $(k.\coseno, k.seno)$, representa uma dada frequência contida no domínio espacial da imagem.

A transformada de Fourier representa a soma de uma série de formas de onda senoidais com diferentes amplitudes, fase e frequência. Pode ser utilizada em processamento digital de imagens quando se quer conhecer frequências espaciais de um determinado padrão

O teorema da convolução é, provavelmente, uma das ferramentas mais eficazes na análise em frequência. A importância da convolução no domínio da frequência consiste no fato que se $f(x)$ tem a transformada de Fourier $F(u)$, e $g(x)$ tem sua transformada de Fourier $G(u)$, então $f(x)*g(x)$ corresponde a $F(u)G(u)$ como transformada, ou seja:

$$f(x) * g(x) \Leftrightarrow F(u)G(u)$$

O que mostra que a convolução no domínio espacial (x) , pode ser obtida pela transformada inversa do produto $F(u)G(u)$. O resultado pode ser estendido para o domínio da frequência; sendo:

$$f(x)g(x) \Leftrightarrow F(u) * G(u)$$

Na prática, quando se quer trabalhar uma imagem no domínio da frequência, faz-se a transformada de Fourier da referida imagem e a multiplica

pela função de transferência de um filtro (convenientemente de acordo com a aplicação), no entanto, muitas vezes, é mais simples "zerar" os coeficientes das componentes de frequência que se quer filtrar, executando, em ambos os casos, a transformada inversa obtendo, assim, a imagem filtrada. Quando é zerado os coeficientes da transformada de Fourier a partir de um certo valor, obtém-se um filtro passa-baixa, ou quando é zerado um valor até um limite, tem-se um filtro passa-alta.

Um método largamente utilizado para o cálculo computacional desta versão é o algoritmo FFT (*Fast Fourier transform*), cuja complexidade é $O(n \log n)$ contra $O(n^2)$ necessários para o cálculo da Transformada Discreta de Fourier. Quanto maior for o número de pontos de uma amostra, o número de multiplicações na forma direta cresce na forma exponencial, enquanto que a FFT possui poucas multiplicações.

Assim, o Gradiente utilizando janela, DW poderiam ser implementados utilizando o FFT, caso não se utilizasse o módulo nas Equações.

No DW o ganho computacional não seria muito grande devido ao número de janelas utilizado no gradiente ser pequena.

Comparando o DG com o método da técnica de realce que utiliza de subtração, pode-se dizer que cada imagem da pilha que é subtraída seria a imagem, e as imagens consecutivas seriam as máscaras.

Em métodos de realce utiliza-se uma janela para comparação com a vizinhança. Especialmente nesta técnica a utilização de janelas menores resulta, na maioria dos casos, um melhor resultado. Normalmente a máscara possui uma dimensão de 3x3, 5x5, 9x9. Quando há uma diferença na atividade de uma imagem comparada a outra, seu gradiente aumenta matematicamente, desta maneira aumenta-se o contraste da imagem, porém, aumenta-se também o ruído.

Pequenos ruídos somados ao longo de 128 imagens tornam-se grandes o suficiente para prejudicar a visualização da imagem final, por este motivo, o

resultado da Diferenças Generalizadas não foi expressivo comparado com as imagens resultante do DW. Quando se utiliza a subtração com uma quantidade menor de imagens, consegue-se minimizar o efeito do ruído na imagem final, promovendo um resultado mais satisfatório.

Imagens com tempo de aquisição superior à hora 0, não apresentaram atividade devido a tinta ter secado (Figura 34).

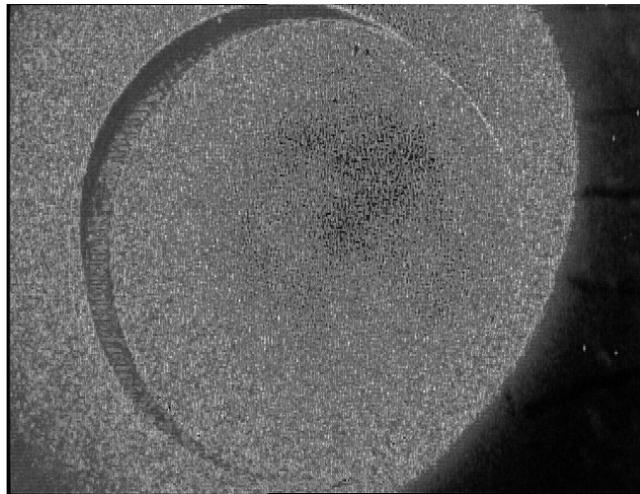


Figura 34 Resultado pelo método Gradiente utilizando janela de 5 imagens

A partir da Equação 12, de Diferenças Generalizadas foi proposta uma nova dedução objetivando executar o mesmo processo de forma mais rápida. O algoritmo é baseado em histograma e possui uma complexidade assintótica de $O(n)$ para $m > n$ ou $O(m)$, para $m > n$, sendo executado de forma mais rápida que a o algoritmo de Diferenças Generalizadas que possui complexidade $O(n^2)$.

Abaixo uma tabela contendo o tempo de execução de cada algoritmo.

Métodos	Tempo de Execução
Diferenças Generalizadas (imagem por imagem)	2 horas e 54 min
Diferenças Generalizadas (pixel por pixel)	8 horas e 43min
Diferenças Generalizadas mais rápida (utilizando histograma)	21 minutos
Diferença quadrática (imagem por imagem)	2 horas e 58 min
Variância utilizando média única	3 minutos
Gradiente com janela de 5 imagens	18 minutos
Fujii	2 minutos

Quadro 1 Distribuição do tempo de execução dos algoritmos propostos

Com a tabela 1 é possível notar a grande diferença de tempo de execução entre o DG, Equação 12, e o DG computado utilizando histogramas.

Para que se consiga implementar o novo algoritmo é necessário que os pixels sejam trabalhados um a um, percorrendo todas as imagens fazendo com que as 128 imagens sejam alocadas na memória várias vezes. No caso do DG o número de alocações é muito menor, uma vez que se processa cada imagem por vez. Caso o calculo, utilizando alocação de memória, fosse feito com o DG a execução levaria 8h43min.

Mesmo com o tempo de alocação das imagens, o DG baseado em histogramas utiliza 11% do tempo de execução do DG normal.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Por se tratar de uma tecnologia em expansão, que vem sendo utilizada nos mais diversas áreas, justifica-se que a partir deste projeto, novos trabalhos sejam acrescentados.

Uma primeira sugestão seria a realização do experimento utilizando uma pintura para cada teste de delay, ou uma sequência maior de imagens de forma que se pudesse fazer um calculo do delay separando as imagens pertinentes. O objetivo é um maior estudo dos intervalos de aquisição das imagens pintadas.

A tinta utilizada é de secagem rápida, sendo sugestão a repetição dos experimentos com outro tipo de tinta.

Apesar dos testes demonstrarem que a utilização do quadrado, em substituição do módulo, na Equação das Diferenças Generalizadas são qualitativamente semelhantes, um ajuste de contraste no histograma da imagem poderia melhor demonstrar o resultado e sua semelhança, uma vez que o mesmo não se tornar possível devido a normalização do algoritmo.

A diferença utilizando janela, DW foi comparado a um filtro de convolução, podendo seu calculo ser efetuado utilizando a Transformada Rápida de Fourier, porém, devido ao módulo utilizado nas Equações não foi possível comprovar sua semelhança, sendo objeto de futuros estudos.

6 CONCLUSÃO

Neste trabalho foi apresentado um estudo dos métodos Fujji e Diferenças Generalizadas na análise do *speckle* dinâmico e a correspondência dos métodos com outros processos de tratamento de imagens.

Foram implementadas funções para otimização dos métodos Fujji e Diferenças Generalizadas visando obter imagens de relevo escondida sob uma camada de tinta.

Tanto o método de DW, diferenças utilizando janela, quanto o Fujii baseiam-se no gradiente, calculo muito utilizado em visão computacional para resolver problemas de filtragem, realce de imagem, rastreamento etc. Sendo ambos uma média de gradiente local.

O método DW, utilizando uma máscara de 5 imagens, apresentou uma imagem mais visível, devido a uma menor aquisição de pequenos ruídos que podem estar presentes em alguns pixels. Como o gradiente é local, ruídos de vizinhos distantes não influenciam os resultados.

A substituição do módulo pelo quadrado do gradiente ressaltou que o DG e o DG*, não são equivalentes, mas possuem semelhanças qualitativas que permitem substituir uma pela outra em muitas aplicações.

Com a Equação do DG* conclui-se também, que o DG é qualitativamente semelhante à função de variância. O DG e a variância são medidas globais e ambos utilizam os valores dos pixels como variáveis aleatórias sendo observadas ao longo do tempo. O fato de o DG ser realizado através da observação de variações temporais em pontos fixos torna-o uma ferramenta de medida limitada, principalmente porque os dados do *speckle* não seguem uma distribuição normal.

Apesar do DG ser considerado um método limitado, e não ter apresentado um bom resultado no experimento das moedas, seu uso continua

sendo uma medida auxiliar, uma vez que os métodos adotados em cada experimento varia de acordo com o material e o objetivo da análise.

Desta forma, implementou-se uma outra dedução do DG, utilizando em seu calculo os histogramas das imagens capturas. Com o novo algoritmo foi possível otimizar o método do DG reduzindo sua complexidade de $O(n^2)$ para $O(n)$. Isto representa reduzir o tempo de processamento de 2h58min para 21min.

O método Fujii também não apresentou uma imagem nítida. Os estudos demonstraram que o denominador da equação força uma redução das intensidades, evidenciando pixels mais próximos de zero. O contrário acontece quando o gradiente é multiplicado pela soma dos valores dos pixels, valorizando assim altas intensidades.

REFERÊNCIAS

- ARIZAGA, R. et al. Activity image in dynamical *speckle*. In: IBEROAMERICAN OPTICS MEETING, 30., 1999, Guzman. **Anais...** Guzman: Proceeding SPIE, 1999. p. 310-314.
- BRAGA, R. A. et al. Detection of fungi in beans by the laser *biospeckle* technique. **Journal of Agricultural Engineering Research**, Edinburgh, v. 91, n. 4, p. 465, 2005.
- BRAGA, R. A. et al. Assesment of seed viability by laser *speckle* techniques. **Journal of Agricultural Engineering Research**, Edingburgh, v. 86, n. 3, p. 287, 2003.
- BRAGA JÚNIOR, R. A. et al. Potencial do *bio-speckle* laser para avaliação da viabilidade de sementes. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v. 25, n. 3, p. 645, mai/jun 2001.
- BRAGA JÚNIOR, R. A. **Bio-Speckle**: uma contribuição para o desenvolvimento de uma tecnologia aplicada à análise de sementes. 2000. 130 p. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola) – Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2000.
- BONETTI, S. de A.; GALVANIN, E. A. dos S. O uso do software MatLab para o cálculo do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada em imagens CBERS-2. In: JORNADA CIENTÍFICA DA UNEMAT – UNIVERSIDADE DO ESTADO DE MATO GROSSO, 2., 2009, Barra do Bugres. **Anais...** Barra do Bugres. Disponível em: <http://www2.unemat.br/prppg/jornada2009/resumos_conic/Expandido_00180.pdf>. Acesso em: 15 abr. 2010.
- CARVALHO, P. H. A. **Técnicas do biospeckle laser (BSL) na avaliação de sêmen bovino congelado**. 2007. 68 p. Dissertação (Mestrado em Ciências Veterinárias) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2007.
- CARVALHO, P. H. et al. Motility Parameters assessment of bovine frozen semen by *biospeckle* laser (BSL) system. **Biosystems Engineering**, London, v. 102, n. 1, p. 31-35, jan. 2009. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2008.09.025>>. Acesso em: 26 jan. 2010.

CORMEN T. H.; LEISERSON, C. E.; RIVEST, R. L. **Algoritmos - teoria e prática**. São Paulo: Campus, 2002. 936 p.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Processamento digital de imagens**. São Paulo: Edgard Blücher, 2000. 510 p.

HARRY, F. et al. **Algoritmos estruturados**. 3. ed. São Paulo: Lct, 1999. 304 p.

HECHT, E. **Optics**. 4. ed. Massachusetts: A. Wesley, 2001. 698 p.

HIRAKAWA, F. Y. **Software de rastreamento de objetos**. Disponível em: <<http://www2.dc.uel.br/nourau/document/?view=304>>. Acesso em: 19 ago. 2009.

MARCON, M; BRAGA JÚNIOR, R. A. Didactic dynamic speckle software In: RABAL, H. J.; BRAGA JUNIOR, R. A. (Ed.). **Dynamic laser speckle and applications**. Boca Raton: CRC Press, 2008a. p. 233 - 246.

MARQUES FILHO, O; VIEIRA NETO, H. **Processamento digital de imagens**. Rio de Janeiro: Brasport, 1999. 406 p.

MEZGHANI, N. **Spinal vertebrae edge detection by anisotropic filtering and a local canny-deriche edge detector**. Disponível em: <http://www.etsmtl.ca/zone2/recherche/labo/lio/fiche/neilamezghani/document/N.Mezghani_ISIVC06.pdf>. Acesso em: 03 mar. 2010.

MÜLLER, D. N.; DARONCO, E. L. **Introdução ao processamento de imagens: operações aritméticas em imagens**. Disponível em <<http://www.inf.ufrgs.br/~danielnm/docs/OperacoesAritmeticasImagens.pdf>>. Acesso em: 6 jul. 2009.

NEVES S. C. M.; PELAES, E. G. Estudo e implementação de técnicas de segmentação de imagens. **Revista Científica da UFPA**, Belém, v. 1, n. 2, p 1-11, jul. 2001. Disponível em: <http://www.ufpa.br/rcientifica/ed_anteriores/pdf/ed_02_scmn.pdf>. Acesso em: 15 jan. 2010.

OULAMARA, A.; TRIBILLON, G.; DUVERNOY, J. Biological activity measurement on botanical specimen surfaces using a temporal decorrelation effect of laser speckle. **Journal of Modern Optics**, London, v. 36, n. 2, p 165-179, feb. 1989.

RABAL, H. J. Activity Images generalized differences, fuji's, LASCA, and related methods In: RABAL, H. J.; BRAGA JUNIOR, R. A. (Ed.). **Dynamic laser speckle and applications**. Boca Raton: CRC Press, 2008a. p. 115 - 137.

RABELO, G. F. et al. Laser speckle techniques in quality evaluation of orange fruits. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 9, n. 4, p. 570-575, 2005.

APÊNDICE A – IMPLEMENTAÇÃO DO DG BASEADO EM HISTOGRAMA

```

imHeight = getHeight();
imWidth = getWidth();

m = 256;
arrhist = newArray (m+1);
arr = newArray (imHeight*imWidth);

n = nSlices;
S_Anterior = n;

setSlice(1);

for (y = 0; y < imHeight ; y++) {
    for (x = 0; x < imWidth; x++) {

        arrhist[(256)] = 0;
        P_Anterior = 0;
        S_Anterior = n;

        for(j = 1; j <= n ; j++) {
            setSlice(j);
            intesidadepixel = getPixel(x,y);
            arrhist[intesidadepixel] = arrhist[intesidadepixel] +1;
        }

        for (i = 1; i <= 256; i++) {
            P_Anterior = (i * arrhist[i]) + P_Anterior;
        }

        DG_Anterior = P_Anterior * arrhist[0];
        for (k = 1; k <= 256; k++) {
            S_Atual = S_Anterior - arrhist[(k-1)] ;
            P_Atual = P_Anterior - S_Atual;
            DG_Atual = DG_Anterior + (P_Atual * arrhist[(k)]);
            arrhist[(k-1)]=0;
            DG_Anterior = DG_Atual;
            P_Anterior = P_Atual;
        }
    }
}

```

```
                S_Anterior = S_Atual;
            }
arr[y*imWidth + x] = DG_Atual;
    }
}

max = -1;
min = 256;

for(i = 0; i < imWidth*imHeight; i++){
    min = minOf(min,arr[i]);
    max = maxOf(max,arr[i]);
}

//Plotando a imagem
newImage("GD...", "8-bit White", imWidth , imHeight, 1);

for (y = 0; y < imHeight; y++){
    for (x = 0; x < imWidth; x++){
        putPixel(x,y,round((arr[y*imWidth+x]/(max- min))*255));
    }
}
// End of GD macro
```

APÊNDICE B – IMPLEMENTAÇÃO DO DG* UTILIZANDO O SOFTWARE IMAGEJ

```

stkSize = nSlices;
imHeight = getHeight();
imWidth = getWidth();
arr = newArray (imHeight*imWidth);

for(i = 1; i <= stkSize; i++) {
setSlice(i);
    pix1 = newArray(imHeight*imWidth);
    for(y = 0; y < imHeight; y++) {
        for(x = 0; x < imWidth; x++) {
            pix1[y*imWidth + x] = getPixel (x,y);
        }
    }

    for(j = 1; (j <= stkSize) && ((i + j) <= stkSize); j++) {
        setSlice(i+j);
        for(y = 0; y < imHeight; y++) {
            for(x = 0; x < imWidth; x++) {
                pixel1 = pix1[y*imWidth + x];
                pixel2 = getPixel(x,y);
                quadsubtracao = (pixel1 - pixel2) * (pixel1 -
pixel2);
                arr[y*imWidth + x] = arr[y*imWidth + x] +
quadsubtracao;
            }
        }
    }
}

for(y = 0; y < imHeight; y++) {
    for(x = 0; x < imWidth; x++) {
    }
}

max = -1;
min = 256;

for(i = 0; i < imWidth*imHeight; i++){

```

```
        min = minOf(min,arr[i]);
        max = maxOf(max,arr[i]);
    }

    //Plotando Imagem
    newImage("GD...", "8-bit White", imWidth , imHeight, 1);

    for (y = 0; y < imHeight; y++){
        for (x = 0; x < imWidth; x++){
            putPixel(x,y,round((arr[y*imWidth+x]/(max- min))*255));
        }
    }
    // End of GD macro
```

APÊNDICE C – IMPLEMENTAÇÃO COM A EQUAÇÃO DA VARIÂNCIA UTILIZANDO O SOFTWARE IMAGEJ

```

stkSize = nSlices;
imHeight = getHeight();
imWidth = getWidth();
arr = newArray (imHeight*imWidth);
pixmedio = newArray (imHeight*imWidth);

for(i = 1; i <= stkSize; i++) {
setSlice(i);
    for(y = 0; y < imHeight; y++) {
        for(x = 0; x < imWidth; x++) {

                                pixmedio[y*imWidth + x] = getPixel (x,y) +
pixmedio[y*imWidth + x];

        }
    }
}

for (i = 1; i <= stkSize; i++) {
setSlice(i);
    for (y = 0; y < imHeight; y++) {
        for (x = 0; x < imWidth; x++) {
            pixel1 = getPixel(x,y);
            media = pixmedio[y*imWidth + x]/128;
            valorpixel = (((pixel1 - media) * (pixel1 - media)) / 128);
            arr[y*imWidth + x] = arr[y*imWidth + x] + valorpixel;
        }
    }
}

max = -1;
min = 256;

for(i = 0; i < imWidth*imHeight; i++){
    min = minOf(min,arr[i]);
    max = maxOf(max,arr[i]);
}

//Plotando a imagem

```

```
newImage("GD...", "8-bit White", imWidth , imHeight, 1);

for (y = 0; y < imHeight; y++){
    for (x = 0; x < imWidth; x++){
        putPixel(x,y,round((arr[y*imWidth+x]/(max- min))*255));
    }
}
// End of GD macro
```