Serviço de Pós-Graduação EESC/USP

EXEMPLAR REVISADO

Data de entrada no Serviço: 12/08/02

Ass.:

UM NOVO MÉTODO PARA MEDIDAS DE GOTAS
DE CHUVA COM TÉCNICAS DO
PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS

Ana Cláudia Martinez

Dissertação apresentada à Escola de
Engenharia de São Carlos da
Universidade de São Paulo, como
parte dos requisitos para obtenção do
Título de Mestre em Engenharia
Elétrica.

DEDALUS - Acervo - EESC

31100037028

Orientador: Prof. Dr. Paulo Estevão Cruvinel

São Carlos
2002

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidata: Bacharela **ANA CLÁUDIA MARTINEZ**

Dissertação defendida e julgada em 24-06-2002 perante a Comissão Julgadora:

Prof. Dr. **PAULO ESTEVÃO CRUVINEL** (Orientador)
(EMBRAPA/CNPDIA)

APROVADA

Prof. Assoc. **VILMA ALVES DE OLIVEIRA**
(Escola de Engenharia de São Carlos/USP)

APROVADA

Dr. **JOSÉ RUY PORTO DE CARVALHÔ**
(EMBRAPA/Campinas)

APROVADA

Prof. Doutor **MURILO ARAUJO ROMERO**
Coordenador do Programa de Pós-Graduação
em Engenharia Elétrica

Profa. Assoc. **MARIA DO CARMO CALIJURI**
Presidente da Comissão de Pós-Graduação

*Dedico este trabalho aos meus
pais e a Deus*

Agradecimentos

A Deus, por ter estado sempre ao meu lado, preenchendo minha vida com seu amor sem limites. Confesso que sem Ele nada disso seria possível.

Aos meus pais, à Dora e Vandi (meus tios) pelo incentivo em todos os momentos, pelo amor e atenção quando mais precisei.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Paulo Estevão Cruvinel, pois sua atenção, ajuda, amizade e apoio durante este tempo, foram vitais para o bom desenvolvimento deste nosso trabalho.

A todos os amigos aqui conquistados e que de formas diferente, mas muito especiais, fizeram parte (e continuarão fazendo) da minha história. São eles: Thiago, Felipe, Luciano, Mauricio, Pugsley, Edson, Rabelo (da salinha da Embrapa); Vivian, Helien, Laura (da minha casa); Rodrigo, César, Mauricio, Mogi, Ana, Cassio (da Elétrica); Ellen, Tati, Val, Lu, Richard, Ré, Cabeção, Kleber, Mô (da computação); Sandro, Zé, Renato, Marcelo, Paula e Bianchi (que já foram embora).

Aos amigos de Prudente, por estarem ainda hoje participando da minha caminhada e (alguns) mesmo de longe, torcendo por mim. São eles: Silvio, Rogério, Almir, Andréa, Simone, Juliana, Ianê, Giovana, André, Mônica e Aglaê. Vocês são muito especiais e estarão sempre no meu coração.

A todos os funcionários da Embrapa-Cnpdia e da Engenharia Elétrica pela disponibilidade e atenção com que me trataram. Em especial quero agradecer a Elita, pela atenção em todos os momentos.

À Ivani, por proporcionar momentos agradáveis de conhecimento e descontração durante as aulas de inglês.

À Fapesp pelo apoio financeiro ao projeto.

Agradeço de maneira geral, à todas as pessoas que de alguma forma e até mesmo sem perceber, colaboraram para a realização deste trabalho através de gestos, palavras ou até mesmo de um sorriso.

Sumário

Lista de Figuras	i
Lista de Tabelas.....	viii
Abstract.....	ix
Resumo.....	x
Prefácio.....	1
Capítulo 1 – Fundamentos e importância da medida de volume de gotas de chuva natural e artificial no ambiente agropecuário.....	4
1.1 – Teoria básica sobre o Impacto de Gotas de Chuva natural ou artificial.....	4
1.2 – Métodos.....	5
1.2.1 – Método da mancha.....	5
1.2.2 – Método do impulso.....	6
1.2.3 – Método da farinha.....	6
1.2.4 – Método de Imersão.....	6
1.2.5 – Método Fotográfico.....	7
1.2.6 – Método do Óleo.....	7
1.2.7 – Método com processamento de imagem.....	7
1.3 – Volume de Gotas.....	8
1.3.1 – Diâmetro Mediano Volumétrico (DMV)	8
1.3.2 – Diâmetro Mediano Numérico (DMN)	9
1.3.3 – Espectro de Gotas (EG)	9
1.3.4 – Densidade de Gotas.....	10
1.3.5 – Faixa de Deposição (FD)	10
1.3.6 – Potencial de Risco de Deriva (PDR).....	10
1.3.7 – O impacto da gota no alvo.....	11
1.3.8 – Eficiência de Captura.....	11

1.3.9 – Tamanho de Gotas para diferentes aplicações.....	12
1.4 – Bico.....	13
1.4.1 – Bicos de Energia Hidráulica.....	14
1.5 – A importância da irrigação.....	15
1.5.1 – Vantagens da irrigação.....	18
1.5.2 – Métodos.....	19
1.5.2.1 – Método de aspersão.....	20
1.5.2.2 – Método de superfície.....	21
1.5.2.3 – Métodos de subsuperfície.....	23
1.6 – Chuva.....	24
1.7 – Enxurrada.....	28
1.8 – Erosão.....	29
1.8.1 – Erosão pelo impacto da chuva.....	31

Capítulo 2 – O Processamento Digital de Imagens e as técnicas de Reconhecimento de Padrões na Engenharia.....	33
2.1 – Técnicas de Reconhecimento de padrões e seu uso nas áreas avançada da Engenharia.....	33
2.2 – Fundamentos do processamento digital de imagens.....	34
2.3 – Etapas de processamento.....	35
2.4 – Métodos Utilizados no Reconhecimento de Padrões.....	37
2.4.1 – Detecção de pixels isolados.....	38
2.4.2 – Detecção de Linhas isolados.....	38
2.4.3 – Bordas em imagens.....	39
2.4.4 – Operador de Sobel.....	40
2.4.5 – Limiarização (<i>THRESHOLD</i>)	41
2.4.5.1 – Limiarização global simples.....	42
2.5 – O Processamento de Imagens com Reconhecimento de Padrão e suas implicações para volumes de gotas de chuva com análise de distribuição.....	43
2.6 – Uso da Transformada de Hough no reconhecimento de padrões.....	44
2.6.1 – Fundamentos.....	45
2.6.2 – A Transformada de Hough Generalizada e Rápida.....	49
2.6.3 – Transformada de Hough para objetos circulares.....	50
2.7 – Definição e classes nas técnicas de reconhecimento de	

padrões.....	57
2.7.1 – Alguns Descritores usuais.....	59
2.7.1.1 – Medida sobre regiões.....	59
2.7.1.2 – Medidas sobre objetos.....	60
2.7.1.3 – Esqueletização.....	61
2.7.1.4 – Deficiência convexa.....	66
2.7.2 – Descritores de Fronteiras.....	67
2.7.2.1 – Alguns descritores simples.....	67
2.7.2.2 – Descritores Regionais.....	70
2.7.2.2.1 – Área.....	70
2.7.2.2.2 – Perímetro.....	71
2.7.2.2.3 – Compacidade.....	72
2.7.2.3 – Descritores topológicos.....	72
2.7.3 – Redes neurais.....	74
2.8 – Teoria da Decisão e Métodos Classificatórios.....	75
2.9 – Métodos de decisão teórica.....	83
2.10 – O método <i>Match</i>	83
2.10.1 – Classificador de distância mínima	83
2.10.2 – <i>Match</i> por correlação.....	85

Capítulo 3 – Desenvolvimento e implementação do método para detecção de volume de gotas de chuva natural e artificial utilizando a transformada rápida de Hough para objetos circulares.	89
3.1 – Transformada de Hough para objetos circulares com o uso de <i>Backmapping</i>	89
3.1.1 – Geração do arranjo acumulador.....	90
3.1.2 – Problemas com a transformada de Hough Circular.....	92
3.2 – Análise de conectividade.....	95
3.3 – Metodologia utilizada para a realização do algoritmo proposto.	100

Capítulo 4 – Resultados e Conclusões.....	112
4.1 – Testes para validação do sistema desenvolvido.....	112
4.2 – Avaliação do sistema desenvolvido com um sistema que utiliza o método de correlação em frequência para reconhecer os padrões de gotas.....	118

4.3 – Resultados obtidos com o uso da técnica de <i>Backmapping</i> com análise de vizinhança e sua importância para o método desenvolvido.....	124
4.4 – Estudo de caso com aplicação do método desenvolvido em imagens simuladas e imagens reais.....	128
4.4.1 – Imagens Simuladas.....	128
4.4.2 – Imagens Reais.....	138
4.5 – Avaliação da interface com o usuário.....	166
4.6 – Conclusões.....	175
4.7 – Sugestão para trabalhos futuros.....	177
Anexos.....	179
Referências Bibliográficas.....	185

Lista de Figuras

Figura 1 – Metade do volume pulverizado contém gotas maiores que o DMV e a outra metade gotas menores que o DMV.....	8
Figura 2 – Efeito relativo da água na produtividade de culturas fertilizadas (DAKER, 1998).....	17
Figura 3 – Distribuição de água por um aspersor em função da distância de sua base (REICHARDT, 1990).....	21
Figura 4 – Passos fundamentais em processamento de imagens digitais (GONZALEZ & WOODS, 1993).....	36
Figura 5 – Máscara utilizada para detectar pixels isolados.....	38
Figura 6 – Máscaras que podem ser utilizadas para detectar linhas isoladas nas direções (a) 0°, (b) 45°, (c) 90°, (d)-45° (GONZALEZ & WOODS, 1993).....	38
Figura 7 – (a) Imagem com descontinuidade, (b) Sinal da descontinuidade, (c) Primeira derivada do sinal e (d) Segunda derivada do sinal.....	40
Figura 8 – Máscaras utilizadas no detector de Sobel.....	40
Figura 9 – Determinação da magnitude dos gradientes e também do ângulo.....	41
Figura 10 – Exemplo de limiarização global – (a) imagem original, (b) resultado da segmentação com $T = 90$	43
Figura 11 – A transformada de Hough a) espaço de imagem b) espaço de parâmetro(DUDA & HART, 1972).....	46
Figura 12 - (a) Representação da equação da reta e, função de suas coordenadas polares. (b) Relação entre definição de reta em coordenadas polares.....	46
Figura 13 – Ilustração da aplicação da transformada de Hough. (a) Pontos no espaço da imagem. (b) Mapeamento dos pontos no espaço($\rho - \theta$). (c) Detecção das propriedades de colinearidade. Ponto A denota intersecção de curvas correspondentes aos pontos 1, 3 e 4. (d) Propriedade de reflexão da transformada de Hough.....	48
Figura 14 – Imagem de uma circunferência, ilustrando os pixels no plano x,y	51
Figura 15 – Espaço de parâmetros “a” e “b” para circunferências.....	52
Figura 16– Circunferência geradas com centro em pixels da imagem que ficam nas bordas.....	52
Figura 17 - Dimensões do arranjo acumulador.....	53
Figura 18 - Circunferências fracionada e incompleta.....	55
Figura 19 – Representação de classes de padrões e seus descritores.....	58
Figura 20 – Duas fronteiras simples e suas correspondentes assinaturas (distância em função do ângulo). (GONZALEZ & WOODS 1993).....	61

Figura 21 – Eixo médio de três regiões simples.....	62
Figura 22 – Estrutura da vizinhança usada pelo algoritmo de afinamento.....	63
Figura 23 – Ilustração das condições (a) e (b). Nesse caso $N(p_1) = 4$ e $S(p_1) = 3$	63
Figura 24 – (a) Resultado do passo 1 do algoritmo de afinamento durante a primeira iteração pela região; (b) Resultado do passo 2; (c) Resultado final.....	64
Figura 25 – Exemplo de afinamento.....	65
Figura 26 – A região (S) e sua deficiência convexa (em cinza).....	66
Figura 27 – Uma fronteira digital e sua representação por uma seqüência complexa. Os pontos (x_0, y_0) e (x_1, y_1) são (arbitrariamente) os dois primeiros pontos da seqüência.....	69
Figura 28 – Exemplos de reconstrução de descritores de Fourier para vários valores de M.....	71
Figura 29 – Uma região com dois buracos.....	72
Figura 30 – Uma região com três componentes conexos.....	73
Figura 31 – Regiões com números de Euler iguais a 0 e -1, respectivamente.....	74
Figura 32 – Uma rede neural simples (SONKA et al., 1998).....	75
Figura 33 – Função densidade de probabilidade de duas classes de gotas.....	78
Figura 34 – Variação das probabilidades à posteriori para $P(w_1) = 2/3$, $P(w_2)=1/3$	79
Figura 35 – Representação gráfica do classificador de Bayes.....	82
Figura 36 – Fronteira de decisão do classificador de mínima distância para Flores - Íris versicolor e Íris setosa.(FISHER, 1936).....	86
Figura 37 – Arranjo para a obtenção da correlação de $f(x,y)$ e $w(x,y)$ no ponto (s,t)	88
Figura 38 – Pseudo-código do <i>Backmapping</i> (GERING & KLEIN, 1986).....	91
Figura 39 – Uma imagem com circunferências (a), e o arranjo acumulador obtido do algoritmo da Transformada de Hough com <i>Backmapping</i> mostrando como é plotado em 3D (b). Deverá ser observado que valores acumulados são representados por picos na figura (b).....	92
Figura 40 – A imagem (a) apresenta uma intersecção de circunferências e a imagem (b) a transformada de Hough da imagem (a), note que nos pontos de intersecção entre as circunferências existem muitas circunferências dificultando a detecção do raio para o reconhecimento de cada uma. Em (c), o resultado do Backmapping apresenta somente os picos centrais de cada circunferência(escala de tons foi invertida para facilitar a visualização).....	93
Figura 41 – A célula do arranjo acumulador definindo uma grande faixa nesta imagem contendo um pico com intensidade igual aos pontos de fundo	

incidentes na faixa se são conectados ou não. É possível considerar a projeção de pontos dentro da faixa em ordem para obter informações sobre a conectividade e pontos finais das linhas (COSTA & CÉSAR,2000).....	96
Figura 42 – Algoritmo <i>Gap Filling</i>	97
Figura 43 – Algoritmo para eliminação de pequenos grupos.....	98
Figura 44 – A imagem original (a), e a reconstrução depois a análise de conectividade (b) e considerando max_inter = 4 e min_comprimento = 5 (c)...	99
Figura 45 – Algoritmo de Detecção de Extremidade.....	100
Figura 46 – Placa de petri com gotas de chuvas em óleo (CRUVINEL et al., 1999).	101
Figura 47 – Papel hidro-sensível, as gotas de água marcam o papel sensível.	102
Figura 48 - Diagrama de blocos da estrutura do sistema para análise do volume de gotas utilizando a transformada circular rápida de Hough, <i>Backmapping</i> e análise de vizinhança.....	103
Figura 49 – Limiarização da imagem de entrada(papel hidro-sensível).....	104
Figura 50 – Filtro laplaciano para detectar todas as gotas existentes.....	105
Figura 51 – Algoritmo da Transformada de Hough para objetos circulares....	106
Figura 52 – Algoritmo do <i>Backmapping</i>	107
Figura 53 – Primeira parte das etapas de detecção de gotas com imagens de (a) a (f), onde as figuras da esquerda mostram as gotas identificadas com uma circunferência branca e as figuras da direita representam o threshold mostrando que vai apagando as gotas detectadas e refazendo a transformada para ir detectando as gotas gradualmente.....	108
Figura 54 – Parte intermediária das etapas de detecção de gotas com imagens de (g) a (o), onde as figuras da esquerda mostram as gotas identificadas com uma circunferência branca e as figuras da direita representam o threshold mostrando que vai apagando as gotas detectadas e refazendo a transformada para ir detectando as gotas gradualmente.....	109
Figura 55 – Última parte das etapas de detecção de gotas com imagens de (p) a (u), onde as figuras da esquerda mostram as gotas identificadas com uma circunferência branca e as figuras da direita representam o threshold mostrando que vai apagando as gotas detectadas e refazendo a transformada para ir detectando as gotas gradualmente e finalizando.....	110
Figura 56 – Padrões de imagens para calibração do sistema de medida, onde (a) representa o menor tamanho (raio de 1 μ m) e (b) o maior tamanho (raio de 85 μ m).	112
Figura 57 – Análise com regressão linear para padrões de gotas no intervalo de 1 à 17 μ m.	119
Figura 58 – Análise com regressão linear para padrões de gotas no intervalo de 18 à 34 μ m.	120
Figura 59 – Análise com regressão linear para padrões de gotas no intervalo de 35 à 51 μ m.	121

Figura 60 – Análise com regressão linear para padrões de gotas no intervalo de 52 à 68 μ m.	122
Figura 61 – Análise com regressão linear para padrões de gotas no intervalo de 69 à 85 μ m.	123
Figura 62 – Imagem 1 para avaliação do <i>Backmapping</i> e análise de vizinhança.	124
Figura 63 – Imagem 2 para avaliação do <i>Backmapping</i> e análise de vizinhança	125
Figura 64 – <i>Backmapping</i> da imagem 1 onde os pontos próximos estão com parenteses vermelho	125
Figura 65 – <i>Backmapping</i> da imagem 2 onde os pontos próximos estão com parenteses vermelho.	126
Figura 66 – Análise da vizinhança da Figura 62 onde representa os <i>clusters</i> da imagem 1.	126
Figura 67 – Análise da vizinhança da Figura 63 onde representa os <i>clusters</i> da imagem 2.	126
Figura 68 – Histograma obtido pelo uso do <i>Backmapping</i> na Figura 62.	127
Figura 69 – Histograma obtido pelo uso do <i>Backmapping</i> na Figura 63.	127
Figura 70 – Primeiro padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.	128
Figura 71 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 70.	129
Figura 72 – Segundo padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.	129
Figura 73 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 72.	130
Figura 74 – Terceiro padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.	130
Figura 75 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 74.	131
Figura 76 – Quarto padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.	131
Figura 77 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 76.	132
Figura 78 – Quinto padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.	132
Figura 79 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 78.	133
Figura 80 – Sexto padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.	133
Figura 81 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 80.	134
Figura 82 – Sétimo padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.	134

Figura 83 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 82.....	135
Figura 84 – Oitavo padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.....	135
Figura 85 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 84.....	136
Figura 86 – Nono padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.....	136
Figura 87 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 86.....	137
Figura 88 – Décimo padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.....	137
Figura 89 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 88.....	138
Figura 90 – Primeira amostra do primeiro papel hidro-sensível.....	139
Figura 91 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 90.	139
Figura 92 – Segunda amostra do primeiro papel hidro-sensível.....	140
Figura 93 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 92.....	140
Figura 94 – Terceira amostra do primeiro papel hidro-sensível.....	141
Figura 95 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 94.....	141
Figura 96 – Primeira amostra do segundo papel hidro-sensível.....	142
Figura 97 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 96.....	142
Figura 98 – Segunda amostra do segundo papel hidro-sensível.....	143
Figura 99 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 98.....	143
Figura 100 – Terceira amostra do segundo papel hidro-sensível.....	144
Figura 101 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 100.....	144
Figura 102 – Primeira amostra do terceiro papel hidro-sensível.....	145
Figura 103 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 102.....	145
Figura 104 – Segunda amostra do terceiro papel hidro-sensível.....	146
Figura 105– Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 104.....	146
Figura 106 – Terceira amostra do terceiro papel hidro-sensível.....	147
Figura 107 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 106.....	147

Figura 108 – Primeira amostra do quarto papel hidro-sensível.....	148
Figura 109 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 108.....	148
Figura 110 – Segunda amostra do quarto papel hidro-sensível.....	149
Figura 111 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 110.....	149
Figura 112 – Terceira amostra do quarto papel hidro-sensível.....	150
Figura 113 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 112.....	150
Figura 114 – Primeira amostra do quinto papel hidro-sensível.....	151
Figura 115 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 114.....	151
Figura 116 – Segunda amostra do quinto papel hidro-sensível.....	152
Figura 117 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 116.....	152
Figura 118 – Terceira amostra do quinto papel hidro-sensível.....	153
Figura 119 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 118.....	153
Figura 120 – Primeira amostra do sexto papel hidro-sensível.....	154
Figura 121 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 120.....	154
Figura 122 – Segunda parte do sexto papel hidro-sensível.....	155
Figura 123 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 122.....	155
Figura 124 – Terceira amostra do sexto papel hidro-sensível.....	156
Figura 125 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 124.....	156
Figura 126 – Primeira amostra do sétimo papel hidro-sensível.....	157
Figura 127 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 126.....	157
Figura 128 – Segunda amostra do sétimo papel hidro-sensível.....	158
Figura 129 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 128.....	158
Figura 130 – Terceira amostra do sétimo papel hidro-sensível.....	159
Figura 131 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 130.....	159
Figura 132 – Primeira amostra do oitavo papel hidro-sensível.....	160
Figura 133 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 132.....	160
Figura 134 – Segunda amostra do oitavo papel hidro-sensível.....	161

Figura 135 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 134.....	161
Figura 136 – Terceira amostra do oitavo papel hidro-sensível.....	162
Figura 137 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 136.....	162
Figura 138 – Primeira amostra do nono papel-hidrosensível	163
Figura 139 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 138.....	163
Figura 140 – Segunda amostra do nono papel hidro-sensível.....	164
Figura 141 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 140.....	164
Figura 142 – Terceira amostra do nono papel hidro-sensível.....	165
Figura 143 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 142.....	165
Figura 144 – Tela de abertura para o sistema de análise de gotas de chuva baseado em transformada rápida de Hough circular.....	167
Figura 145 – Tela do sistema, demonstrando o Menu Arquivo.....	168
Figura 146 – Tela apresentando a imagem e seleção de região de interesse.	168
Figura 147 – Tela apresentando o resultado da Limiarização da imagem real (resultado da imagem à esquerda).....	169
Figura 148 – Tela apresentando o resultado do filtro Laplaciano na imagem real (resultado da imagem à esquerda).....	169
Figura 149 – Tela de apresentação com o resultado da transformada de Hough com imagem processada com filtro Laplaciano.....	171
Figura 150 – Tela de apresentação com o resultado do <i>Backmapping</i> da imagem processada com transformada de Hough.....	172
Figura 151 – Tela de apresentação com o resultado da Análise da vizinhança da imagem, obtida com a operação <i>Backmapping</i>	172
Figura 152 – Tela de apresentação com o resultado da primeira detecção de gotas.....	173
Figura 153 – Resultado do Laplaciano da imagem anteriormente detectada....	173
Figura 154 – Tela de apresentação com Detecção de todas as gotas e demonstração da quantidade.....	174
Figura 155 – Tela de apresentação com histograma com a ilustração do resultado.....	174

Lista de Tabelas

Tabela 1 – Relação do tamanho de gotas com o volume de líquido a ser aplicado.....	13
Tabela 2 – Relação do alvo com o volume de gota a ser aplicado	13
Tabela 3 – Relação do diâmetro da gota de chuva com velocidade terminal e altura da queda.....	27
Tabela 4 - Algumas Propriedades Básicas dos Descritores de Fourier.....	71
Tabela 5 – Dados gerados das imagens analisadas no intervalo de 1 à 17.....	113
Tabela 6 – Síntese da análise para padrões circulares na faixa de 1 μm à 17 μm	114
Tabela 7 – Dados gerados das imagens analisadas no intervalo de 18 à 34.....	114
Tabela 8 – Síntese da análise para padrões circulares na faixa de 18 μm à 34 μm	115
Tabela 9 – Dados gerados das imagens analisadas no intervalo de 35 à 51.....	115
Tabela 10 – Síntese da análise para padrões circulares na faixa de 35 μm à 51 μm	116
Tabela 11 – Dados gerados das imagens analisadas no intervalo de 52 à 68.....	116
Tabela 12 – Síntese da análise para padrões circulares na faixa de 52 μm à 68 μm	117
Tabela 13 – Dados gerados das imagens analisadas no intervalo de 69 à 85.....	117
Tabela 14 – Síntese da análise para padrões circulares na faixa de 69 μm à 85 μm	118

Resumo

Um novo método para avaliação do tamanho de gotas de chuva e sua distribuição é apresentado. O método é baseado no processamento de Imagens com o uso da transformada de Hough circular em conjunto com as técnicas de *Backmapping* e análise de vizinhança. Esta metodologia trás vantagens uma vez que viabiliza medidas diretas e de forma automática para identificação e contagem de gotas de chuva.

A calibração do método foi desenvolvida utilizando padrões de gotas conhecidos. Gotas na faixa de 1 μm a 85 μm de diâmetro foram automaticamente reconhecidas e medidas com sucesso. Resultados mostram erro médio percentual não maior que 3,61%

Adicionalmente é apresentado uma comparação de resultados obtidos com um método de análise de correlação em frequência e contagem direta. Resultados mostram a potencialidade da metodologia desenvolvida para aplicações agrícolas.

Abstract

A new method for evaluating raindrop size and distribution has been developed. It is based on image processing with circular Hough fast transform composed with the Backmapping and neighborhood analysis techniques. This methodology has the advantage of being a direct measurement method that automatically identifies and counts raindrops.

Calibration was carried out using standard patterns with known raindrop sizes. Drops sizes ranging from $1\mu\text{m}$ sizes to 85mm in diameter has been automatically recognized and successfully measured. Results show perceptual average error not larger than 3,61%.

In addition a comparison of results with the correlation analysis in the frequency domain and directed counts methods are presented. Results show the suitability of developed methodology

Prefácio

Nos últimos anos, o produtor rural vem percebendo que com os avanços tecnológicos e as pesquisas desenvolvidas na área de agricultura de precisão vem surtindo efeitos positivos principalmente no aumento de produtividade das lavouras. Os resultados imediatos podem ser comprovados pela redução do tempo de realização e aumento no número das análises, além da melhoria da qualidade das informações e ganhos específicos em precisão. Tais procedimentos incluem desde a coleta, processamento, tratamento estatístico dos dados e a representação de resultados. Atualmente, nos laboratórios modernos os pesquisadores e técnicos têm suas atividades dirigidas principalmente para o acompanhamento das análises e interpretação dos resultados. Essa nova situação ao contrario do que ocorria no passado, em que prevaleciam procedimentos exclusivamente manuais tem eliminado o trabalho de análises exaustivas e sujeitas a erros, principalmente quando dados são coletados às dezenas e até centenas de milhares.

Uma das técnicas que vem ganhando a atenção de técnicos e pesquisadores, é a utilização de análise de imagens obtidos dos campos de produção. A aquisição destas imagens pode ser feita por fotografias aéreas, amostras digitalizadas e câmeras de vídeo instaladas nas máquinas agrícolas.

A representação e processamento da informação visual tem cumprido um papel fundamental na vida do ser humano desde seus primórdios, como é atestado pelas pinturas pré-históricas encontradas em cavernas. Desde então, as imagens tem cumprido diferentes papéis importantes no cotidiano das pessoas em praticamente todo o mundo, tanto na representação gráfica que auxilia o entendimento e o registro para posterior recordação, como em aplicações práticas, incluindo a automação de tarefas repetitivas e/ou perigosas. O avanço científico-tecnológico trouxe

novas ferramentas para o tratamento das imagens que vem cumprindo um importante papel em várias áreas como: Engenharia Cartográfica (grande parte dos processos desta área já são automatizados, câmeras digitais capturando imagens e enviando-as diretamente a sistemas computacionais, com apoio simultâneo de sistemas de posicionamento global – GPS, e outros dispositivos. A identificação dos objetos presentes nas imagens, continua ainda sendo uma tarefa difícil de ser totalmente resolvida computacionalmente, existe muitas pesquisas nesta área); Militar (existe muito investimento nesta área para se encontrar um processo de automação para localização de alvos); Medicina (a obtenção de um processo automático que auxilie o diagnóstico baseado em imagens de órgãos do corpo humano é de grande importância, as imagens são obtidas pelos meios mais comuns desta área, como tomografia computadorizada, ressonância magnética, raio-X); Engenharia Elétrica (se originou com o processamento de sinais, e mais tarde veio o processamento de imagens, hoje existem muitas pesquisas na sub-área de imagens médicas onde é estudada uma melhor forma de se ter uma melhor imagem para o diagnóstico médico e para a calibração dos equipamentos de imagens (Raio-X, Ultra-Som, Ressonância Magnética, Tomografia). Com estes estudos tem se melhorado muito a qualidade das imagens e com isso tornando mais propício a um diagnóstico preciso, por exemplo em quase 40% dos casos de existência de câncer mamário não são palpáveis, os únicos sinais de anormalidade é a presença de agrupamentos de microcalcificações, a possibilidade de não detecção aumenta por causa da pobre relação de contraste. Uma outra sub-área e a inspeção visual, a visão da máquina é de vital importância em muitas áreas de fabricação automatizada, não apenas para uma grande quantidade de tarefas de montagem de robôs, mas também no controle de qualidade industrial, estima-se que uma grande parte das aplicações de visão na indústria são na área de inspeção visual automática (Puttré, 1992)); Física (esta área tem como principal objetivo a obtenção de máquinas dotadas do sentido de visão (isto inclui a compreensão das imagens obtidas), com isso, as demais áreas citadas anteriormente, e muitas outras se tornam

imediatamente apenas aplicações específicas desta área), entre outras.

À área de processamento de imagens digitais tem evoluído continuamente e durante os últimos cinco anos tem havido um aumento significativo no nível de interesse em morfologia matemática, redes neurais, processamento de imagens coloridas, compreensão de imagens e em sistemas de análise de imagens baseados em conhecimento.

No capítulo 1 deste trabalho apresenta-se uma revisão da teoria do impacto de gotas de chuva, as técnicas para medida de distribuição e volume de gotas de chuva conjuntamente com uma revisão sobre pulverização, irrigação, chuva, enxurrada e erosão.

No capítulo 2 são descritas as etapas do processamento de imagens, fundamentos, métodos utilizados no reconhecimento de padrões e transformada de Hough para objetos circulares e técnicas de Reconhecimento de Padrões na engenharia.

No capítulo 3 é apresentada a metodologia detalhada utilizada para o desenvolvimento e implementação do algoritmo para detecção de volume de gotas de chuva natural e artificial utilizando a transformada rápida de Hough para objetos circulares.

No capítulo 4 são apresentados os resultados, suas análises e avaliações, bem como as conclusões do trabalho.

Capítulo 1.

Fundamentos e importância da medida de volume de gotas de chuva natural e artificial no ambiente agropecuário

Este capítulo aborda os principais aspectos sobre a teoria do impacto de gotas de chuva no solo, juntamente com técnicas para medida da distribuição e volume. Tópicos detalhando a importância da medida do volume de gotas na pulverização, irrigação, chuva natural, e aspectos sobre enxurrada e erosão, são também apresentados.

1.1. Teoria básica sobre o Impacto de Gotas de Chuva natural ou artificial

O efeito do impacto de Gotas de Chuva no solo é representado matematicamente em termos de energia cinética por unidade de volume de chuva (POWELL & STEICHEN, 1982). O método mais comum para determinação do conteúdo de energia de chuvas naturais e artificiais é obtido a partir de cálculos baseados nas propriedades físicas das gotas de chuva, utilizando parâmetros conhecidos da velocidade de queda (v_i), tamanho das gotas (d_i), e a distribuição de gotas de chuva (n_i). A energia cinética por unidade de volume de chuva, E_k em [10^3 J/m^3] pode ser dada por:

$$E_k = \left(\frac{1}{2}\right) \gamma \frac{\sum_{i=1}^N d_i^3 v_i^2 b_i}{\sum_{i=1}^N d_i^3 n_i} \quad (1)$$

onde γ é a densidade da gota de chuva [10^3 Kg/m^3]; n_i o número ou fração de

gotas de chuva no intervalo do diâmetro da gota, dado pela diferença entre o maior e o menor volume do diâmetro da gota. Sendo caracterizado por um diâmetro efetivo d_i [m]; v_i é a velocidade de gotas de chuva sobre o impacto [m/s].

A primeira medida da velocidade de queda de gotas de chuva foi feita por Lenard em 1904 (LENARD, 1904), entretanto, encontram-se relatadas, na literatura, outras medidas obtidas por vários outros autores. A maioria das medidas definitivas foram feitas por Wang e Pruppacher, (WANG & PRUPPACHER, 1977). Os resultados de Laws (LAWS, 1940) demonstraram a velocidade de queda como uma função do volume das gotas.

1.2. Métodos

O volume de gotas de chuva tem sido obtido por pesquisadores desde 1890. Encontram-se relatadas na literatura pelo menos sete técnicas para medida de distribuição e volume de gotas de chuva, isto é, método da mancha (HALL, 1970), método do impulso (SCHLEUSENER, 1967), método da farinha (KOHL, 1974), método de imersão (MCCOOL, 1982), método da fotografia (ROELS, 1981), o método do óleo (EIGEL & MOORE, 1983) e o método com processamento de imagem (CRUVINEL et al., 1999; GARCIA et al., 2000). Também um método fundamentado em morfologia matemática foi recentemente apresentado em 2001 pela Embrapa Informática entretanto, constando apenas como uma comunicação técnica.

1.2.1. Método da mancha

O método da mancha é baseado na suposição de que a distribuição de volumes de gotas é obtida pela comparação com gotas de diâmetros conhecidos. Porém, requer-se uma calibração extensiva antes da utilização. Além disso, foi estimado um intervalo de erro de 14% a 6% para gotas pesando entre $3,7 \cdot 10^{-8}$ Kg a $3,7 \cdot 10^{-5}$ Kg.

1.2.2. Método do impulso

O método do impulso tem sido usado com sucesso para medir volumes de gotas de chuva quando dentro de uma mesma faixa de volume. Inclui transdutor de pressão e sensores piezoelétricos e são satisfatórios para medição do volume uniforme de gotas isoladas. Não são recomendados para medição quando existe um intervalo de volumes de gotas.

1.2.3. Método da farinha

O método da farinha consiste na calibração por marcação da superfície recoberta com farinha (camada de farinha peneirada não compactada com aproximadamente $2,5 \cdot 10^{-2} \text{m}$ e planas), onde são liberadas gotas de água de massa conhecida. As pelotas de farinha que são formadas e secadas em ambiente aberto, são posteriormente secadas em forno a uma temperatura de 110°C . As pelotas secas são a seguir pesadas e a razão da massa é determinada. O processo é repetido para vários volumes de gotas e obtém-se uma curva de calibração. A farinha é então exposta à chuva natural ou artificial e os volumes de gotas podem ser determinados usando a curva de calibração obtida previamente aos experimentos. A desvantagem deste método é que as curvas de calibração dependem do tipo de farinha utilizada.

1.2.4. Método de Imersão

O método de imersão coleta gotas de água em líquido que não se mistura com água, como por exemplo, óleo. Assim, devido à alta força de tensão de superfície as gotas assumem formas esféricas, cujo diâmetro pode ser determinado por medições microscópicas ou outro dispositivo. Os principais problemas associados com o método estão relacionados à quebra

de gotas devido a velocidade de grande impacto, bem como no fato de gotas pequenas não conseguirem penetrar no líquido. A técnica de imersão tem sido freqüentemente utilizada para dispositivos de calibração em laboratório.

1.2.5. Método Fotográfico

O método fotográfico é baseado na análise manual de gotas com uma câmera de lente reflexiva simples. Este método tem a vantagem de ser uma técnica de medida direta e tem sido usado para determinar o volume e a forma de expansão individual de gotas sobre uma superfície homogênea. O método, porém, não retorna bons resultados para medida de distribuição de volumes de gotas em condições reais de uso.

1.2.6. Método do Óleo

O método do óleo é baseado na premissa que gotas de água suspensas em fluido menos denso porém viscoso assumem uma forma próxima a forma esférica perfeita, devido às forças de tensão superficiais na distribuição de pressão. Tem sido um método muito utilizado apresentando porém a dificuldade da contagem manual.

1.2.7. Método com processamento de imagem

O método com processamento de imagem permite avaliar volumes de gotas de chuva e o volume da distribuição baseado no reconhecimento de padrões com análise de correlação no domínio da frequência. Esta técnica tem a vantagem de ser um método de medida direta que automaticamente identifica e conta gotas de chuva. Gotas de diâmetro menor que 10^{-4}m até $8,5 \cdot 10^{-4}\text{m}$ têm sido automaticamente reconhecidas e medidas com sucesso. Erros não são maiores que 1,5%.

1.3. Volume de Gotas

Para a compreensão do processo de pulverização de um líquido é necessário o conhecimento da teoria de formação da gota e de sua distribuição no meio ambiente. As pulverizações são constituídas de uma quantidade muito grande de pequenas esferas de líquido (gotas) com um diâmetro menor que $5 \cdot 10^{-4}$ m. O diâmetro dessas gotas é medido em milésimos de milímetro ou microns, cujo símbolo é μm (COLOMBO, 1983).

O conhecimento do tamanho das gotas e sua diversidade são importantes para se obter um alto grau de eficiência e reduzir a contaminação do meio ambiente. Uma vez subdividido um líquido através de um processo mecânico as gotas e as neblinas produzidas são estudadas principalmente em função dos parâmetros a seguir.

1.3.1. Diâmetro Mediano Volumétrico (DMV)

Diâmetro mediano volumétrico é o tamanho da gota dentro do espectro da pulverização que divide o volume em duas partes iguais, uma metade do volume pulverizado com diâmetros maiores e a outra metade com diâmetros menores que o DMV, conforme apresentado na Figura 1 para visualizar esse parâmetro (SPILLMAN, 1976).

Figura 1 – Metade do volume pulverizado contém gotas maiores que o DMV e a outra metade gotas menores que o DMV.

1.3.2. Diâmetro Mediano Numérico (DMN)

Diâmetro mediano numérico é o tamanho mediano da gota dentro do espectro da pulverização que divide as gotas totais em duas quantidades iguais de gotas, metade do número de gotas tem diâmetro maior que o DMN e a outra metade tem diâmetro menor (SPILLMAN, 1976).

1.3.3. Espectro de Gotas (EG)

O espectro de gotas define a variação entre os diâmetros das gotas de uma pulverização. Se as gotas apresentarem uma diferença pequena entre os seus diâmetros, a pulverização terá um EG homogêneo e se a diferença for grande o EG será heterogêneo (SPILLMAN, 1976).

Uniformidade do Espectro: os valores para análise da uniformidade do espectro, são apresentados em termos de $D_v 0,1$, $D_v 0,5$ e $D_v 0,9$ representando o diâmetro da gota tal que a porcentagem de volume acumulativo da pulverização é 10%, 50% e 90% respectivamente. O diâmetro com 50% do volume acumulativo ($0,5 D_v$) representa o DMV.

Um importante fator relacionado com as características do espectro do tamanho de gotas é a uniformidade, pois ela é um fator que afeta a eficácia e a deriva de diferentes bicos. Dois termos que servem para expressar a uniformidade do espectro.

$$\text{Extensão} = 0,9 D_{va} - 0,1 D_{vb} \quad (2)$$

$$\text{Amplitude Relativa} = \frac{\text{Extensão}}{0,5 D_v} \quad (3)$$

O valor da “extensão” do espectro quantifica a faixa de tamanho que engloba 80% do volume da pulverização. O termo Amplitude Relativa (AR)

pode ser útil também como um índice não dimensional comparativo entre pulverizações.

Se o valor de AR for igual a 0 (zero), isso significa que as gotas são todas do mesmo tamanho. Quanto maior for esse valor, mais heterogêneo é o espectro da pulverização.

1.3.4. Densidade de Gotas

A densidade de gotas é a quantidade de gotas por unidade de superfície. É considerada alta quando apresentar uma quantidade maior do que 20 gotas por centímetro quadrado ou baixa quando a densidade for menor, que 20 g/cm² (SPILLMAN, 1976).

1.3.5. Faixa de Deposição (FD)

É a largura na qual a neblina produzida se deposita e se classifica em:

FD Real – faixa que corresponde a depósito total de neblina;

FD Relativa – faixa na qual a neblina atinge os valores mínimos exigidos para ser eficiente naquele tipo de tratamento. É calculada através do Coeficiente de Variação (CV) do depósito ao longo da FD. A FD pode ser avaliada através da densidade de gotas ou quantidade de princípio ativo por unidade de superfície (SPILLMAN, 1976).

1.3.6. Potencial de Risco de Deriva (PRD)

Outro critério que pode ser usado na seleção de bicos, além de servir como elemento comparativo, é o potencial de risco de deriva para diferentes aplicações. PRD é a porcentagem de volume em gotas menores que $1,5 \cdot 10^{-4}$ m. Essa porcentagem aumenta rapidamente com a diminuição do

DMV, isso é, de 5%, 10%, 22% para DMV de $4 \cdot 10^{-4} \text{m}$, $3 \cdot 10^{-4} \text{m}$ e $2 \cdot 10^{-4} \text{m}$, respectivamente e parece ser independente do sistema de pulverização. Pulverizações com DMV alto (seja por adição de adjuvantes, bicos específicos ou condições de operação), para as aplicações anti-deriva, possuem porcentagens baixas de volume em gotas menores que $1,5 \cdot 10^{-4} \text{m}$.

1.3.7. O impacto da gota no alvo

Em uma aplicação de defensivo, as gotas que não atingem o alvo são consideradas mera poluição. Atualmente gotas abaixo de $1,5 \cdot 10^{-4} \text{m}$ são consideradas como “potencial de risco de deriva” nas aplicações feitas com água. É muito importante o estudo de probabilidade de captura da gota pelo alvo, na tentativa de se definir os fatores que influenciam essa captura a fim de achar maneiras mais eficientes de uso de defensivos. Esse estudo é particularmente importante no combate a insetos nas fases em que eles voam, se constituindo em alvos voadores, mas os mesmos princípios são aplicados a alvos estacionários como lagartas cigarrinhas ou partes de plantas.

1.3.8. Eficiência de Captura

A eficiência com a qual uma determinada parte do inseto ou uma folha pode coletar gotas depende de sua eficiência de captura que declaramos como E_c e que aumenta com o diâmetro da gota (d) e com a velocidade do inseto no ar (v_i) e diminui com o diâmetro da parte do inseto na qual ela se depositar (o). A relação entre a velocidade do inseto e o diâmetro da parte atingida se chama Parâmetro de Impacto $P_i = v_i/D$. Verifica-se que esse parâmetro é o que melhor define a capacidade de um inseto em coletar uma gota de determinado diâmetro, e como a gota tomada como referência foi a de $5 \cdot 10^{-4} \text{m}$ eficiência de captura (E_c) é estudada em relação à eficiência da gota de 50 ou seja E_c/E_{c50} .

As gotas abaixo de $5 \cdot 10^{-4} \text{m}$ tendem a cair com velocidades baixas, uma gota de 10^{-3}m tem uma velocidade de queda de $3 \cdot 10^{-3} \text{ m/s}$ enquanto as de $2,5 \cdot 10^{-4} \text{m}$ caem com 1m/s . Como a energia de impacto é proporcional ao quadrado da velocidade, a energia cinética do impacto é muito maior nas gotas maiores. Quanto menor a turbulência atmosférica, menor é a velocidade de difusão, maior a vida útil da gota e maiores as possibilidades de controle.

1.3.9. Tamanho de Gotas para diferentes aplicações

Do ponto de vista biológico, gotas de tamanho menor são necessárias para otimizar a cobertura da folhagem ou para se produzir uma nuvem de gotas que permaneçam em suspensão no ar controlando insetos em vôo ou em repouso sobre a copa das plantas. À medida que o tamanho das gotas diminui, maiores são as influências do vento provocando deriva e das condições atmosféricas aumentando a evaporação das pulverizações aquosas.

Muitos estudos foram feitos, (OSEKI, 1985; SPILLMAN, 1976; MATTHEWS, 1979; COLOMBO, 1983), no sentido de se definir qual o tamanho adequado de gotas para os diferentes tipos de aplicação. Trabalhos de laboratório com equipamentos que produzem gotas perfeitamente uniformes e posteriores ensaios e observações de campo, dão informações que servem de orientação quando se pretende selecionar o tipo e a condição de aplicação. A seleção do tamanho das gotas influenciam também na distribuição da calda aplicada sobre o alvo a tratar (inseto, planta ou solo), conforme demonstrado na tabela 1.

Com isso, o tamanho correto das gotas deverá ser específico para cada aplicação. As indicações mais conhecidas em relação ao volume de gota para aplicações específicas são as especificadas na tabela 2.

Tabela 1 - Relação do tamanho de gotas com o volume de líquido a ser aplicado

Para o mesmo volume de líquido aplicado, se usar:	
Gotas pequenas	Gotas grandes
Muitas gotas	Poucas gotas
Maior deriva	Menor deriva
Menos produto no alvo	Mais produto no alvo
Maior penetração na cultura	Menor penetração na cultura
Maior faixa efetivada de vôo	Menor faixa efetiva de vôo
Evaporação mais intensa	Evaporação menos intensa

Tabela 2 - Relação do alvo com o volume de gota a ser aplicado

Alvo	Volume da Gota (μm)
Insetos voadores	10 – 50
Insetos em folhagens	30 – 50
Folhagem	40 – 100
Solo (deriva reduzida)	250 – 500

1.4. Bicos

Os produtos químicos formulados em soluções, suspensões, emulsões, são aplicados por via líquida, isto é, usando água ou outra substância líquida como vinculante. Para que se possa distribuir de maneira uniforme em toda a área, há a necessidade de se quebrar a calda contida no tanque em partículas pequenas, ou seja gotas. O bico é o órgão final do

pulverizador e tem por função formar essas gotas, e é classificado de acordo com a energia envolvida na formação de gotas.

Muitas vezes, a vazão do pulverizador é estabelecida pela vazão do bico ou somatória das vazões dos bicos, quando existirem vários. Em alguns casos, a vazão do pulverizador pode ser regulada por dispositivos específicos e os bicos ficam somente com a função formadora de gotas. Portanto, o bico é o principal órgão do pulverizador, pois dele depende a vazão e a qualidade das gotas.

1.4.1. Bicos de Energia Hidráulica

Líquidos sob pressão são forçados através de uma pequena abertura, de tal forma que o líquido se espalha, formando lâmina que depois se desintegra em gotas de diferentes tamanhos. A pressão, as características físicas do líquido (tensão superficial, densidade, viscosidade) e condições do ar ambiente influem no desenvolvimento da lâmina líquida. O tamanho de gotas assim formadas varia bastante, isto é, o espectro é muito amplo. Contudo, os bicos hidráulicos são os mais comuns e tradicionais sendo designados como bicos convencionais.

Quanto à forma do jato, os bicos hidráulicos se dividem em bicos de jato cônico e bicos de jato plano. Os de jato cônico se subdividem em bicos de cone cheio e bicos de cone vazio, e os bicos de jato plano em bico leque e bico de impacto. São descritos a seguir:

a) Bicos cônicos: são os mais comuns dos bicos hidráulicos, sendo que os de cone vazio são os predominantes. A deposição de gotas, no cone vazio, se concentra somente na periferia do cone, sendo que no centro do cone praticamente não existem gotas.

b) Bicos de impacto: o jato líquido bate em um plano inclinado e se

abre em forma de leque. Esses bicos operam em pressões muito baixas por possuírem ângulo bastante aberto, são aptos a trabalhar muito próximo do alvo (solo). Normalmente são de alta vazão e produzem gotas grandes.

c) Bicos Leque: produzem jato em um só plano e o seu uso é indicado para alvos planos, como solo e parede.

Existem outros tipos de bicos hidráulicos projetados para fins específicos, como é o caso do bico *raindrop*, projetado com a finalidade de eliminar as gotas pequenas que se formam em bicos convencionais. Outro bico, cujo uso específico é de grande utilidade, é o bico destinado a promover a mistura de ar e líquido, proporcionando a formação de espuma.

Existem outros tipos de bicos, de Energia Gasosa, Energia Centrifuga, Energia Cinética, Energia Térmica e Energia Elétrica.

1.5. A importância da Irrigação

Subentende-se por irrigação a aplicação de água no solo com o objetivo de suplementar a umidade necessária provida naturalmente pela chuva, possibilitando o melhor desenvolvimento das plantas e, conseqüentemente, a qualidade e a produtividade da cultura. É inegável que o fator econômico é fundamental para a produção, determinando o sucesso e, em se tratando de produção agrícola, significa produzir o máximo, com melhor qualidade, na menor área, no menor espaço de tempo e pelo mínimo custo (DAKER, 1988).

Nesse caso, não basta que a semente possua características técnicas consideradas adequadas para as condições de plantio, ou seja, composição do solo e estratégias de combate às pragas e doenças daninhas. Mas

também é necessário para a produção econômica satisfazer a fisiologia da planta em cultivo, fornecendo no momento adequado a quantidade de água necessária para o desenvolvimento, maximizando o rendimento.

Existem três elementos que influenciam diretamente na produção agrícola: a fertilidade do solo, a temperatura e a umidade. Para maximizar os resultados, o agricultor precisa combinar tais elementos adequando-os à cultura. A fertilidade é controlada pela escolha do terreno mais apropriado para diversas culturas, ou ainda, a escolha da cultura baseado nas características do solo de modo a minimizar prováveis correções necessárias. A escolha da região e do período climático são feitas de forma a obter a temperatura adequada para o plantio. A umidade do solo pode ser controlada pela aplicação de algumas técnicas: drenagem, caso haja excesso de umidade, e irrigação no caso de escassez.

Tal escassez é característica de regiões áridas e semi-áridas onde a irrigação suplementa o volume de água necessário para o ciclo completo de uma cultura. É comum também em regiões úmidas a ocorrência de períodos em que, por razões climáticas, o nível de precipitação atmosférica é insuficiente para garantir a umidade necessária. Vale ressaltar que em ambos os casos a falta da umidade prejudica a produtividade.

Segundo Daker (DAKER, 1988), um dos grandes problemas que ainda permanece no controle de fertilidade do solo, e conseqüentemente limitante na produtividade agrícola, consiste na falta ou no excesso de água no solo durante fases do ciclo de crescimento da cultura. Portanto, para a maximização da produtividade é necessário atingir o nível exato de água, no momento exato, removendo qualquer excesso porventura existente.

A produtividade e a qualidade das culturas agrícolas aumentaram sensivelmente nas últimas décadas, principalmente devido ao melhor preparo do solo, o uso de fertilizantes mais eficientes e eficazes, melhores

variedades de culturas, controle de pragas e de moléstias e melhores práticas agrícolas. Como resultado de todas estas melhorias, a água no solo tem se tornado, freqüentemente, o fator limitante da produtividade mesmo em climas considerados úmidos.

A água no solo afeta a transformação e a absorção de nutrientes, principalmente quando se trata de nutrientes providos artificialmente por fertilizantes, pois nesse caso afeta a eficiência dos mesmos. São inúmeros os experimentos que evidenciam este fato, apresentados de forma relativa na Figura 2.

Figura 2 – Efeito relativo da água na produtividade de culturas fertilizadas (DAKER, 1988).

Apesar das relações água-solo-planta variarem bastante de situação para situação, todas as culturas apresentam algumas relações comuns.

As culturas são mais sensíveis ao potencial da água do que à

quantidade de água presente (umidade do solo). Isto acontece porque para um mesmo potencial matricial, diferentes solos possuem diferentes umidades. Nenhuma cultura necessita de irrigação quando o fluxo de água no solo supre a demanda de evapotranspiração. Todas as culturas são mais sensíveis a potenciais baixos (mais negativos) de água em determinados estágios de crescimento de que em outros.

1.5.1. Vantagens da irrigação

Varias são as vantagens de manejo introduzidos com o uso da irrigação. Dentre elas pode se destacar:

- Aumento na possibilidade de sucesso na produção: evita a dependência das chuvas naturais;
- Maior produção por unidade de área;
- Obtenção de mais de uma colheita por período;
- Obtenção de colheitas fora da época normal;
- Controle de ervas daninhas, como no caso da cultura do arroz;
- Introdução de tecnologia avançada na região, pois a irrigação, induz o agricultor a tecnificar sua agricultura;
- Aquisição de equipamentos de irrigação, agrícolas e congêneres, como bombas, motores, redes elétricas, tubulações, conjuntos de aspersão e gotejamento, tratores e implementos, colhedeiças, máquinas de beneficiamento etc., desenvolvendo o parque industrial do País;
- Aquisição em grande escala de sementes selecionadas, fertilizantes, herbicidas, defensivos e outros insumos agrícolas, desenvolvendo as indústrias e atividades de apoio à agricultura;
- Como consequência da maior produtividade e produção, promove a melhoria da infra-estrutura de armazenagem, de transportes e de comercialização;
- Aproveitamento de máquinas e de mão-de-obra na entressafra e

regularização de oferta de alimentos e de produtos nesse período;

- Incorporação de áreas sub ou não aproveitadas economicamente à agricultura e sua utilização durante todo o ano.

1.5.2. Métodos

O objetivo de um bom sistema de irrigação é aplicar a água ao solo de tal forma que o solo, em todas as partes do campo, seja uniformemente umidificado até a mesma profundidade. Se o solo do campo a ser irrigado é uniforme quanto à taxa de infiltração, o problema se reduz em expor todas as partes do campo à mesma taxa de irrigação pelo mesmo intervalo de tempo. Se o solo não é uniforme, o problema é mais complexo (BARRETO, 1973).

Os métodos empregados para aplicar a água ao solo podem ser divididos em três grupos, dependendo da forma pela qual a água é distribuída na superfície. Métodos de aspersão simulam a chuva, pois a água é distribuída às várias partes do campo por meio de tubulações e depois é pulverizada no ar, caindo no solo na forma de precipitação. Métodos de superfície são aqueles nos quais a água é distribuída às diferentes partes do campo escoando sobre a superfície do solo. A penetração e a distribuição da água ocorrem enquanto ela escoar na superfície do solo. Métodos de subsuperfície incluem aqueles nos quais a água é aplicada na zona radicular da cultura, abaixo da superfície do solo. São aplicáveis apenas em casos onde existe uma camada menos permeável abaixo da zona radicular, que não permita uma drenagem profunda e que estimule o movimento horizontal da água.

Os diversos métodos existentes possuem vantagens e desvantagens de tal forma que a escolha deve ser criteriosa, levando em conta fatores da cultura, do solo e da atmosfera.

1.5.2.1. Método de aspersão

O preparo de projeto de irrigação por aspersão requer análise detalhada do solo, da cultura, da topografia e das condições climáticas. Esse método se adapta adequadamente a solos com alta taxa de infiltração e a solos de topografia ondulada, que dificilmente possam ser nivelados.

A aplicação da água nunca deve ser feita em taxa superior à taxa de infiltração da água no solo, evitando excessos que podem formar enxurradas. Para solos arenosos, a taxa de infiltração se torna constante logo depois do início da irrigação, tendendo para K_0 (taxa adequada de umidade do solo). Dessa forma, a taxa de aplicação nunca deve ser superior a K_0 . Para solos argilosos, a taxa de infiltração decresce mais lentamente com o tempo, muitas vezes passando dias para atingir K_0 e, como a irrigação freqüentemente não é feita por períodos tão longos, toleram-se taxas de aplicação de três à cinco vezes maiores que K_0 . Taxas de infiltração intensas, maiores que a taxa de infiltração do solo, podem provocar o escoamento superficial e, portanto, a erosão. O agricultor, com experiência acumulada consegue, facilmente chegar a um critério razoável que atenda às necessidades sobre a taxa de aplicação (bico) e espaçamento entre aspersores (REICHARDT, 1990).

Nenhum aspersor distribui a água uniformemente sobre a área irrigada. Sob condições ideais, a distribuição de água é semelhante a da Figura 3, na qual se vê que mais água é aplicada perto do aspersor do que à distância dele.

Esta distribuição é afetada pelo vento, pelo tipo de aspersor e pela pressão do sistema. A distribuição pode também ser melhorada avaliando a forma de superposição dos círculos molhados por cada aspersor, que é uma função do seu espaçamento.

Os sistemas de aspersão podem ser permanentes ou móveis. Os permanentes são fixos, muitas vezes com tubulações subterrâneas para facilitar o tráfego de máquinas, como é o caso em pomares. Seu preço, porém, é muito alto e podem ser utilizados apenas em culturas intensivas de alta renda. Os sistemas móveis são os mais comuns, constituídos de tubulações leves, de alumínio ou de PVC, que são facilmente conectados, podendo ser transportados com relativa facilidade. Esses sistemas são transportados de uma área para outra, de acordo com um esquema planejado para atender às necessidades de irrigação da propriedade.

Figura 3 – Distribuição de água por um aspersor em função da distância de sua base (REICHARDT, 1990)

1.5.2.2. Método de superfície

A distribuição da água por métodos de superfície requer que a água se acumule no solo em um lugar, de tal forma que a taxa de aplicação exceda a taxa de infiltração, o que obriga a água a escorrer sobre a

superfície. É o inverso do que ocorre na aspersão, onde a taxa de aplicação nunca deve ser maior que a taxa de infiltração. Para que os sistemas de superfície funcionem adequadamente, a taxa de aplicação precisa ser suficientemente alta para que a água se espalhe rapidamente sobre a área desejada, prevenindo assim, uma percolação profunda muito grande em parte da área (inicial molhada). A taxa também não deve ser alta demais devido a problemas de erosão superficial.

Estes métodos podem ainda ser divididos em dois grupos: aqueles cuja superfície é totalmente coberta com água (inundação) e aqueles em que apenas parte do solo fica imersa (sulcos e gotejo). Para inundação, a água é levada a vários pontos do campo por meio de canais. Destes, ela é tirada em diversos intervalos para permitir a ondulação para guiar a água. Ela ocorre segundo o maior declive da superfície em uma velocidade que depende do declive, taxa de aplicação e taxa de infiltração. O solo precisa ser trabalhado para ter um declive pequeno e uniforme, prevenindo, a formação de canais que causam erosão e depressões, que aumentam a percolação profunda.

A irrigação nos sulcos a água é levada até a área a ser irrigada por meio de canais e destes é transferida para cada sulco, geralmente por meio de sifões. Em projetos mais sofisticados, a água é levada à cabeceira dos sulcos por meio de tubulações que possuem orifícios de abertura regulável, no mesmo espaçamento dos sulcos. Os sulcos podem ser profundos, ou rasos, dependendo da cultura e do tipo de solo. A irrigação por sulcos pode ser utilizada com sucesso também em topografias suavemente onduladas. Para áreas de maior declividade, o problema de erosão é sério. O espaçamento entre os sulcos deve ser tal que à frente de molhamento lateral penetre até a superfície do solo e simultaneamente a frente de molhamento vertical penetre até o limite inferior da zona radicular. Uma regra prática para solos uniformes é que os espaçamentos entre os sulcos nunca devem ser maior que duas vezes a profundidade da zona de absorção das raízes.

Na irrigação por gotejo, a água é levada para cada planta, ou conjunto de plantas, por meio de tubulações plásticas cujas extremidades gotejam água. Na superfície do solo fica apenas um círculo molhado, cujo diâmetro depende do tipo de solo e da taxa de gotejo. A área de solo molhado exposto à atmosfera é reduzida. Forma-se um bulbo molhado, cujas dimensões (profundidade e diâmetro máximo) dependem novamente do solo e da taxa de gotejamento. Quando o sistema se encontra bem regulado, depois de certo tempo o volume do bulbo praticamente fica constante, pois a água consumida por evapotranspiração é repostada no gotejo. Nota-se que, apesar de ser incluído nos de superfície, difere fundamentalmente dos outros vistos anteriormente, por ser um método contínuo de irrigação, o problema de quando irrigar e o quanto irrigar. O agricultor deve estabelecer por meio de testes preliminares as taxas de gotejo para cada cultura e tipo de solo. Este método apresenta ainda a vantagem de poder-se junto com a água, nutrientes nela dissolvidos.

1.5.2.3. Métodos de subsuperfície

Esses tipos de irrigação são viáveis apenas em algumas situações de solos muito permeáveis, onde a uma profundidade da ordem de 1 a 1,5m onde existe uma camada impermeável. A água é aplicada em canais não muito profundos, espaçados de 50 a 100m. A água penetra horizontalmente no solo permeável e faz com que o lençol freático suba até a zona radicular. Se muita água é aplicada, o solo torna-se saturado, com aeração deficiente, e improdutivo. Se pouca água é aplicada, as plantas sofrem logo déficit, devido à alta macroporosidade do solo, que faz com que a diminuição do componente matricial da água no solo seja brusca. O problema de manter um balanço entre as entradas e saídas de água é difícil, mas quando atingido, traz uma maximização da produtividade.

Existe ainda a tendência nesse tipo de irrigação de acúmulo de sais na superfície do solo, tornando-o improdutivo. Muitas vezes é necessária a

instalação de sulcos de drenagem, mais profundos, para retirar excessos de água salina.

Em outros métodos de subsuperfície, a água é conduzida para zona radicular por meio de tubulações porosas ou perfuradas. Estes métodos são, porém, muito onerosos e podem apenas ser aplicados em áreas pequenas com culturas intensivas de alta renda.

1.6. Chuva

A chuva ou precipitação pluvial, ou simplesmente precipitação, é a forma principal pela qual a água retorna da atmosfera para as culturas agrícolas e para o solo, nas regiões tropicais e subtropicais. Nas nuvens, sob condições especiais de vapor d'água saturado e supersaturado e na presença de "núcleos de condensação", a água condensa, formando gotículas cada vez maiores. Por crescimento e por aglutinação, estas gotículas atingem um tamanho tal que as forças de convecção dentro da nuvem são anuladas por seu peso (gravidade), iniciando-se o processo de precipitação.

Em determinadas condições, se as gotas de chuva se resfriarem a uma temperatura abaixo de 0°C, elas se congelam e temos a "chuva de pedra" ou granizo.

Ao atingir uma cultura, a chuva, pode ser diretamente absorvida pelas folhas, ramos e caules, porém, a maior quantidade acaba atingindo a superfície do solo. A parte que fica na planta é denominada interceptação vegetal (ou da cultura) e a parte que atinge o solo, de chuva efetiva. Dependendo da intensidade da chuva, da declividade do terreno e do tipo de solo, parte da chuva efetiva não penetra no solo e escorre sobre sua superfície, constituindo a enxurrada, o "run-off" ou escoamento superficial. A parte que se infiltra, geralmente, movimenta-se segundo a vertical, de cima

para baixo, devido ao gradiente de potencial gravitacional e acaba abastecendo o reservatório de água constituindo pelos poros do solo. Com o excesso de chuva, o reservatório se enche (capacidade de campo CC) e o excesso drena para camadas mais profundas, saindo da zona radicular da cultura. Essa água contribuirá para a recarga dos aquíferos subterrâneos.

A quantidade e a distribuição de chuva que cai anualmente em certa área é de relevante importância, determinando o tipo de vegetação (hidrófila, mesófila ou xerófila) e, por isso, a chuva é considerada o principal fator utilizado na classificação de climas, definindo, assim, regiões áridas, semi-áridas, úmidas e super-úmidas. O Brasil, devido à sua grande extensão territorial, apresenta uma grande variedade de condições de pluviosidade.

A chuva é um dos fatores climáticos de maior importância na erosão dos solos. O volume e a velocidade da enxurrada dependem da intensidade, duração e frequência da chuva. A intensidade é o fator pluviométrico mais importante na erosão.

A frequência das chuvas é um fator que também influi nas perdas de terra pela erosão. Se os intervalos entre elas são curtos, o teor de umidade do solo é alto, e assim as enxurradas são mais volumosas, mesmo com chuvas de menor intensidade. Quando os intervalos são maiores, o solo está seco, e não deverá haver enxurradas em chuvas de baixa intensidade; em casos de longa estiagem, porém, a vegetação pode sofrer por falta de umidade e reduzir, assim, a proteção natural do terreno.

Considerando que a chuva afeta diretamente a erosão do solo, algumas particularidades das gotas de chuva devem ser consideradas: elas têm um diâmetro bastante variável, com um máximo de $7 \cdot 10^{-3} \text{m}$, e não são esféricas; na queda devido às variações de pressão e resistência do ar, deformam-se. Gotas grandes não são estáveis e as maiores de $5 \cdot 10^{-3} \text{m}$ dividem-se no ar.

Durante uma chuva muito forte, milhares de gotas de chuva golpeiam cada hectare de terreno, desprendendo as partículas da massa do solo. Muitas dessas partículas podem ser atiradas a mais de $6 \cdot 10^{-1}$ m de altura e a mais de 1,5 m de distância. Se o terreno está desnudo de vegetação, as gotas desprendem centenas de toneladas de partículas de solo, que são facilmente transportadas pela água.

As gotas de chuva que golpeiam o solo são um agente que contribui para o processo erosivo pelo menos por três formas:

- desprendem partículas de solo no local que sofre o impacto;
- transportam, por salpicamento, as partículas desprendidas;
- imprimem energia, em forma de turbulência, à água superficial.

Para evitar a erosão, é imprescindível eliminar o desprendimento das partículas causadas pelas gotas de chuva que golpeiam o terreno. É muito importante o estudo da força com que a gota de chuva golpeia o solo.

A energia cinética é uma função da massa e da velocidade. Considerando uma gota de chuva que desprendendo de uma nuvem, pode se pensar que está sujeita à aceleração da gravidade e que, por conseguinte, sua energia cinética é maior à medida que cai de maior altura. As gotas de chuva não são corpos indeformáveis. Elas sofrem múltiplas mudanças de forma no trajeto que percorrem. Durante os primeiros metros de queda, uma gota grande vibra entre achatamentos verticais e horizontais com uma frequência que depende do seu tamanho. O atrito do ar e a pressão determinam uma diminuição na velocidade. Assim, as gotas de chuva na queda podem alcançar uma velocidade máxima ou "velocidade terminal", a partir da qual o movimento é uniforme; essa velocidade constante é atingida quando a resistência oposta à queda é igual ao peso do corpo menos o empuxo para cima.

É importante determinar a distância que deve percorrer uma gota de chuva em sua queda, para alcançar sua velocidade terminal (LAWS, 1940), com um método fotográfico, não conseguiu determinar exatamente esse valor, porém chegou a medir, com grande precisão, a altura que necessitavam as gotas de chuva de diferentes tamanhos para obter 95% de sua velocidade terminal. Os valores determinados por Laws, são apresentados na tabela seguinte:

Tabela 3 - Relação do diâmetro da gota de chuva com velocidade terminal e altura da queda

Diâmetro da gota de chuva	Velocidade Terminal	Altura da queda com a qual a gota de água adquire 95% de sua velocidade terminal
<i>mm</i>	<i>m/s</i>	<i>m</i>
1	4,0	2,2
2	6,5	5,0
3	8,1	7,2
4	8,8	7,8
5	9,1	7,6
6	9,3	7,2

A conclusão básica é que a velocidade aumenta com o tamanho da gota e com a altura de queda, porém a velocidade terminal atinge um máximo quando ela cai de uma altura de cerca de 8 metros, e as gotas são de $5 \cdot 10^{-3}$ m de diâmetro, as gotas menores adquirem mais rapidamente sua velocidade terminal.

Uma gota de chuva que cai de uma árvore não diminui sua velocidade de queda ao solo, pois antige outra vez sua velocidade terminal. Contudo,

como essa gota se une a outras, aumentando, portanto, o seu tamanho, a velocidade, por consequência, é maior quando gotas caem de árvores de 7 a 8 metros de altura do que quando caem livremente. Realmente, ao aumento de diâmetro, a gota de chuva também aumenta a velocidade de queda. A energia cinética de um corpo que se move varia em função do quadrado da velocidade; apesar de o aumento de velocidade não ser muito grande, ele representa um grande aumento na energia cinética das gotas de chuva que golpeiam o solo.

1.7. Enxurrada

Quando a água de chuva não se infiltra totalmente no solo, o excesso escorre por sua superfície, indo depositar-se em depressões ou, em casos de declividade acentuada, saindo completamente da área de interesse. A água que não se infiltra, escorre e forma a enxurrada e o processo denomina-se escoamento superficial ou “run-off” (CRUCIANI, 1985).

Vários fatores afetam o processo de escoamento superficial, sendo os principais a declividade do terreno e as características de infiltração do solo. E praticamente se resumem na curva de infiltração, podendo-se dizer que há enxurrada toda vez que a intensidade da chuva ultrapassar a velocidade de infiltração da água no solo v_{inf} .

A enxurrada é um problema sério em agricultura. Primeiro, porque se trata de uma quantidade de água “perdida” pelo local que a recebeu, indo infiltrar-se em outro local ou se perder em um curso de água. Segundo, porque enxurrada arrasta consigo partículas de solo, provocando a erosão hídrica. Esta, de acordo com a intensidade da enxurrada, varia desde valores desprezíveis até dezenas de toneladas de solo por hectare, por ano. Normalmente, os horizontes superficiais do solo que possuem maior fertilidade são os mais afetados. Quando a enxurrada passa a se concentrar em caminhos preferenciais, aparece a voçoroca, que pode abrir fendas de

vários metros de profundidade e de largura, sendo transportadas enormes quantidades de solo e subsolo.

Estima-se que no Brasil a perda por erosão é de cerca de quinhentos milhões de toneladas de terra anualmente. Nestas estações chuvosas, vê-se claramente a mudança da cor da água dos rios, devido à suspensão de material erodido, principalmente argila.

O controle de enxurrada e da erosão hídrica é feito através de práticas de manejo de solo.

1.8. Erosão

É o processo de desprendimento e arraste acelerado das partículas do solo causado pela água e pelo vento. A erosão do solo constitui, sem dúvida, a principal causa do depauperamento acelerado das terras. As enxurradas, provenientes das águas de chuva que não ficaram retidas sobre a superfície, ou não se infiltram, transportam partículas de solo em suspensão e elementos nutritivos essenciais em dissolução, ou esse transporte de partículas de solo se verifica, por ação do vento.

O vento não leva rochas, porém o seu efeito na erosão é ocasionado pela abrasão proporcionada pelos grãos de areia e partículas de solo em movimento. A água é o mais importante agente de erosão: chuva, córregos, rios, todos carregam solo, as ondas erosionam as costas dos mares e lagos, onde há água em movimento, ela está erodindo seus limites (BERTONI, 1985).

A água da chuva exerce sua ação erosiva sobre o solo mediante o impacto da gota de chuva, a qual cai com velocidade e energia variável segundo seu diâmetro, e mediante a ação de escorrimento. As gotas de

chuva que golpeiam o solo contribuem para erosão como:

- desprendem as partículas de solo no local que sofre o seu impacto;
- transportam por salpicamento as partículas desprendidas;
- imprimem energia, em forma de turbulência, à água de superfície.

A capacidade erosiva de uma massa de água caindo depende da energia por unidade de área da gota individual. A energia cinética da queda de uma gota determina a força do golpe que deve ser absorvida em cada ponto do impacto, enquanto a área horizontal da gota determina a quantidade de solo que deve suportar esse golpe. A energia cinética de gotas de $4 \cdot 10^{-3} \text{m}$ de diâmetro totaliza 10^{-3} J ; a energia cinética de gotas de $5 \cdot 10^{-3} \text{m}$ de diâmetro é equivalente ao trabalho de elevar um corpo de $4,6 \cdot 10^{-2} \text{kg}$ gramas a uma altura de 10^{-2}m ; a energia cinética aumenta com o aumento da intensidade da chuva, na proporção da potência de $1,2 \cdot 10^{-7} \text{ J}$ (BERTONI, 1985). Toda a energia cinética das gotas de chuva, com exceção de uma pequena parte que é transformada em som e energia calorífica, é consumida instantaneamente contra a superfície do solo.

A ação de compactação das gotas de chuva causa ao solo, rapidamente, a perda da sua capacidade de infiltrar água; isso é responsável pelo grande volume de enxurrada durante as chuvas mais intensas. Quando a superfície do solo diminui rapidamente com a proporção do tamanho das gotas; o decréscimo de infiltração é maior nos terrenos planos, e vai diminuindo progressivamente à medida que aumenta o grau de declive do terreno.

O processo de salpicamento das partículas de solo é afetado pelo tamanho das gotas, pela velocidade de queda e pela intensidade da chuva. Estudos com simuladores de chuva demonstraram que, aumentando o diâmetro da gota de 10^{-3}m para $5 \cdot 10^{-3} \text{m}$, a velocidade de infiltração de água diminui 70% enquanto as perdas de solo pela erosão têm um aumento de

120 vezes. Com isso demonstra-se que há uma relação direta entre a energia cinética das gotas de chuva e a resultante perda de solo.

1.8.1. Erosão pelo impacto da chuva

Os danos pelas gotas de chuva que golpeiam o solo a uma alta velocidade constituem o primeiro passo no processo da erosão. As gotas podem ser consideradas como bombas em miniatura que golpeiam a superfície do solo, rompendo grânulos e torrões, reduzindo-os a partículas menores e, em consequência, fazendo diminuir a capacidade de infiltração de água no solo. Uma gota golpeando em solo úmido, forma uma cratera, compactando a área imediatamente sob o centro da gota, movimenta as partículas soltas para fora em um círculo em volta da sua área. Pesquisadores têm calculado que uma única chuva pode desprender mais de 200 toneladas de solo por hectare; as partículas de solo podem ser deslocadas a uma altura de 1m e cobrir um raio de 1,5m. Em terrenos em declive, a força das gotas de chuva é tal que mais da metade das partículas que foram desprendidas podem movimentar-se morro abaixo: a força de milhões de gotas durante uma chuva intensa em um terreno cultivado resulta em apreciável movimento do solo nas áreas morro abaixo.

Quando as gotas de chuva golpeiam o solo coberto por uma fina lâmina de água, o impacto faz com que essa água se torne barrenta, cuja infiltração forma uma camada com menor capacidade de infiltração: esse efeito é mais pronunciado em chuvas de alta intensidade.

Quando a intensidade da chuva é maior que a capacidade de infiltração do solo, as depressões na superfície se enchem de água e causam a enxurrada; durante a chuva a enxurrada é salpicada milhões de vezes pelas gotas. Isso faz romper as partículas do solo, transformando-as em partes cada vez menores, que ficam em suspensão na água.

O impacto das gotas rompe os agregados do solo, e transporta as partículas mais finas, que são as de maior valor, causando também uma compactação na superfície do terreno; isso reduz a capacidade do solo de absorver água e aumenta a enxurrada na superfície.

Para avaliar a importância do impacto da gota de chuva no processo erosivo, deve-se ter em mente a energia de uma chuva intensa. Não é raro uma chuva de $5 \cdot 10^{-2} \text{m}$ em um período de 30 minutos; essa chuva teria um peso de quase 560 toneladas em um hectare. O diâmetro médio das gotas de chuva seria aproximadamente $3 \cdot 10^{-4} \text{m}$, e essa chuva cairia a uma velocidade aproximada de 8 m/s; a energia criada por essa quantidade de água caindo nessa velocidade tem que ser absorvida pelo solo.

Capítulo 2.

O Processamento Digital de Imagens e as técnicas de Reconhecimento de Padrões na engenharia

Este capítulo traz primeiramente alguns conceitos fundamentais sobre imagem e em seguida apresenta uma arquitetura básica para o seu processamento digital, incluindo seus passos fundamentais. Também são discutidos métodos para o Reconhecimento de Padrões e sua importância para o reconhecimento de gotas de chuva natural e artificial. A transformada de Hough Circular é posteriormente apresentada para uso no Reconhecimento desses Padrões em áreas avançadas da engenharia.

2.1. Técnicas de Reconhecimento de padrões e seu uso nas áreas avançada da Engenharia

Na engenharia uma das principais preocupações está em classificar dados de forma automática, englobando imagens, observações escalares e também vetoriais.

Há uma grande necessidade de desenvolver métodos automáticos de decisão como inspeção de qualidade, análise de imagem (reconhecimento de objetos, textura), reconhecimento da fala, detecção remota e auxilia à classificação de processos (MARQUES & VILAPLANA, 2002; CAI & LIU, 2002; HU et al., 2000).

Métodos para representação de dados através de modelos probabilísticos e teoria da decisão, que possuem aplicações variadas em controle, robótica e processamento de sinais, podem ser aplicados em controle de qualidade, análise e interpretação de objetos e condução automática de veículos, entre outros.

2.2. Fundamentos do processamento digital de imagens

Uma imagem digital é obtida pelo uso do processamento de um dispositivo de conversão de sinal analógico para digital que discretiza o sinal para um sistema de coordenadas espaciais $f(x,y)$ onde x e y são as coordenadas, horizontal e vertical respectivamente, dos pixels na imagem e o valor resultante da função é a intensidade (brilho) do pixel corrente (intensidade do pixel) ou amplitude (YING_LIE et al., 1994). Sendo a imagem em tons de cinza, um valor específico de $f(x,y)$ será chamado de nível de cinza de um pixel em Escala de Cinza (EC), que varia de um valor inteiro mínimo $EC_{\min}$ (geralmente representado pelo 0, que indica o tom preto) até um valor inteiro máximo $EC_{\max}$ (geralmente representado pelo 255, que indica o tom branco).

Uma imagem pode ser representada por uma função bidimensional $f(x,y)$ e teoricamente pode conter os valores dados no intervalo:

$$0 < f(x,y) < \infty \quad (4)$$

Como $f(x,y)$ é uma representação de uma energia, ela deve conter um valor maior que zero e finito.

Uma imagem normalmente captada pelo olho humano possui duas componentes: a intensidade luminosa $i(x,y)$ e o componente de reflectância $r(x,y)$ do objeto em cena. Com isso $f(x,y)$ pode ser descrita como:

$$f(x,y) = i(x,y)r(x,y) \quad (5)$$

O componente de intensidade deve estar em um intervalo de forma a ser maior que 0 e finito, e o componente de reflectância deve estar entre o intervalo (0,1). Quanto menor $r(x,y)$ diz-se que há maior absorção de luz e

quanto maior, maior reflectância. Na prática estes valores nunca são alcançados na forma analógica.

Uma análise mais profunda do que estes componentes representam também leva a concluir que há uma relação entre o brilho e o contraste de uma cena com a nitidez e a possibilidade de distinção dos objetos em cena.

2.3. Etapas de processamento

Na etapa de aquisição da imagem, é feita a captura e a discretização da mesma imagem. A forma de captura pode variar significativamente, por exemplo, pode usar uma câmera de vídeo que transmite um sinal analógico de uma determinada cena que é discretizado por um conversor analógico/digital. Outro método é o uso de Scanners que consiste em matrizes foto-sensíveis que percorrem uma superfície reproduzindo-a digitalmente. Pode se dizer que a aquisição se resume em: com o uso de algum tipo de sensor, representar diferenças de intensidades que compõem uma imagem. Estes sensores podem ser sensíveis a luz visível, a raios X, raios gama, infravermelho, ultra-som, campos magnéticos, calor, entre outros.

Na etapa de processamento é feito o controle de como as imagens serão armazenadas e/ou exibidas, além da aplicação e das combinações de técnicas do Processamento Digital de Imagens. E nessa etapa podem ser aplicados operadores sobre os dados capturados na etapa anterior que trabalham e até mesmo formam as imagens.

A imagem deve passar por um pré-processamento, depois de discretizada, pois pode haver ruídos referentes ao meio em que ela foi obtida e também devido ao equipamento utilizado.

Quando um ruído é detectado, deve-se utilizar técnicas de restauração como equalizações, operações de contraste, filtragens ou operações que melhorem a qualidade da mesma para facilitar a visualização do observador ou como preparação para uma outra operação, como reconhecimento de padrões. O estágio da segmentação divide uma imagem de entrada em partes ou objetos constituintes, no caso de reconhecimento, o papel da segmentação é extrair objetos individuais do fundo da imagem. A Figura 4 ilustra em diagramas de blocos os passos a serem tomados no processamento de imagens, desde sua aquisição até o reconhecimento, a interpretação e classificação.

Figura 4 – Passos fundamentais em processamento de imagens digitais (GONZALEZ & WOODS, 1993).

A representação é feita através de algum dispositivo de saída como através de monitores de vídeo, impressoras, plotters, fotos, entre outros.

O armazenamento das imagens é a etapa onde os dados das imagens são transformados em arquivos que podem ser guardados em algum dispositivo de entrada e saída. Essa etapa é importante não apenas

por possibilitar com que estas imagens possam estar sempre disponíveis mas também por facilitar etapas de processamento com recursos de gerenciamento de memória do computador utilizando princípios de memória virtual.

2.4. Métodos Utilizados no Reconhecimento de Padrões

A segmentação subdivide uma imagem em suas partes ou objetos constituintes. O nível até o qual essa subdivisão deve ser realizada depende do problema a ser resolvido. A segmentação deve parar quando os objetos de interesse na aplicação tiverem sido isolados (DUDA et al., 2001). Por exemplo na análise do volume de gotas, o interesse é detectar as bordas das circunferências das gotas para a próxima etapa do processamento que é a segmentação.

A segmentação é um elemento fundamental no processo de análise de imagens. Esse passo determina o eventual sucesso ou fracasso na análise, mas a segmentação efetiva quase sempre garante o sucesso do reconhecimento. Com isso, um cuidado considerável deve ser tomado para se melhorar as chances de uma boa segmentação. Dependendo da aplicação, uma operação simples como a limiarização (*thresholding*) pode ser utilizada para segmentar uma imagem em tons de cinza e, desta forma, separar os objetos presentes, do fundo da imagem. Uma outra possibilidade para a segmentação é a que faz uso da determinação das bordas dos objetos presentes na cena, e como tais regiões são caracterizadas por uma variação brusca na imagem, a utilização de detectores de descontinuidades são as ferramentas mais utilizadas. As descontinuidades básicas em imagens são a detecção de pixels isolados, detecção de linhas e bordas na imagem.

2.4.1. Detecção de pixels isolados

O elemento mais simples que pode ocorrer em uma imagem é o pixel isolado, que pode ser detectado com a aplicação de uma máscara de convolução tal qual a que aparece na Figura 5.

-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

Figura 5 – Máscara utilizada para detectar pixels isolados

2.4.2. Detecção de Linhas Isoladas

As linhas que aparecem em uma imagem oferecem grandes possibilidades de identificação dos objetos nela presentes. A Figura 6 mostra um conjunto de máscaras que pode ser utilizado para detectar linhas isoladas em imagens digitais.

-1	-1	-1
2	2	2
-1	-1	-1
(a)		

-1	-1	2
-1	2	-1
2	1	1
(b)		

-1	2	1
-1	2	1
-1	2	1
(c)		

2	1	1
-1	2	1
-1	-1	2
(d)		

Figura 6 – Máscaras que podem ser utilizadas para detectar linhas isoladas nas direções (a) 0°, (b) 45°, (c) 90°, (d) -45° (GONZALEZ & WOODS, 1993).

Operadores de detecção de linhas ou pixels isolados não apresentam muitas aplicações, pois, não é comum a ocorrência destes elementos em

imagens digitais. Uma melhor alternativa para a extração de formas é utilização de bordas presentes nas imagens.

2.4.3. Bordas em imagens

As bordas dos elementos presentes em uma imagem são fundamentais no processo de análise de imagens. Isto ocorre porque as bordas definem o contorno dos objetos presentes na imagem.

A maioria dos processos de detecção de descontinuidades baseia-se no fato de que tais descontinuidades são, na verdade, uma modificação do nível de cinza do pixel em estudo em relação a seus vizinhos, e assim, tal modificação pode ser determinada pela derivada do sinal no pixel.

A Figura 7 mostra uma descontinuidade em uma imagem, e o gráfico associado a estas descontinuidades. Também é apresentado o gráfico da primeira derivada no local, que apresenta um máximo ou mínimo neste local. O gráfico da segunda derivada também é apresentado, e neste caso, verifica-se uma característica ainda mais interessante para a detecção das descontinuidades. Como se observa, a segunda derivada apresenta uma passagem por zero (*zero crossing*) exatamente na localização da descontinuidade. A segunda derivada é conhecida também como Laplaciano.

Como é demonstrado na função:

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

Na prática uma máscara de convolução pode ser construída de forma a se obter uma aproximação da derivada (utilizando diferenças).

Figura 7 – (a) Imagem com descontinuidade, (b) Sinal da descontinuidade, (c) Primeira derivada do sinal e (d) Segunda derivada do sinal.

2.4.4. Operador de Sobel

Considere que os pixels mais próximos do centro devem apresentar uma maior influência sobre o mesmo, o operador de Sobel é definido com valores maiores na região central, e então as máscaras são ilustradas na Figura 8.

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

G_x

1	2	1
0	0	0
-1	-2	-1

G_y

Figura 8 – Máscaras utilizadas no detector de Sobel.

As aplicações dos dois operadores G_x e G_y resultam nos gradientes da borda na direção x e y , respectivamente e, por meio destes, é possível a obtenção da magnitude e da direção (ângulo) da borda em cada pixel.

Figura 9 – Determinação da magnitude dos gradientes e também do ângulo.

A magnitude e a direção das bordas são dadas por:

$$\text{Magnitude}_{G_x, G_y} = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (7)$$

$$\alpha = \arctan\left(\frac{G_x}{G_y}\right) \quad (8)$$

é importante notar que, pela forma como as máscaras são construídas (baseadas no operador diferencial), as mesmas apresentam uma resposta nula em regiões homogêneas (onde a derivada é nula). Magnitudes de pequeno valor indicam que o pixel em estudo não pertence a uma borda bem definida (área mais homogênea).

2.4.5. Limiarização (*THRESHOLD*)

Um método eficiente de limiarização deve ser capaz de fornecer automaticamente um valor (limiar), para o qual todos os pixels com valor de brilho inferior a este limiar devem ser eliminados (magnitude igual a zero, e sem direção).

Existe um conjunto muito grande de técnicas para a obtenção de um valor limiar, e observa-se que cada uma delas utiliza um critério que

considera importante para obter o valor limiar. Como limiarização global simples, P-Tile, Método de Pun, Método de Kapur, Sahoo e outros, Método de Johannsen e Bille, Método do Triângulo, (PARKER, 1994; SAHOO et al., 1988). Neste trabalho será descrito o método de limiarização simples, pois somente o mesmo será o utilizado na implementação.

2.4.5.1. Limiarização global simples

Esta técnica de limiarização é a do particionamento do histograma da imagem por um limiar único T . A segmentação é então efetuada, varrendo-se a imagem, pixel a pixel, e rotulando-se cada pixel como sendo do objeto ou do fundo, dependendo se o nível de cinza daquele pixel for maior ou menor que T . Uma imagem limiarizada $g(x,y)$ é definida como:

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{se } f(x,y) > T \\ 0 & \text{se } f(x,y) \leq T \end{cases} \quad (9)$$

Com isso, pixels rotulados como 1 (ou qualquer outro nível de cinza conveniente) correspondem aos objetos, enquanto que aqueles rotulados com 0 correspondem ao fundo.

A Figura 10 mostra um exemplo de limiarização global usando um limiar $T=90$, que obteve uma segmentação "limpa", eliminou as sombras e ruídos e deixou apenas os objetos. Os objetos de interesse, são mais claros que o fundo, de maneira que cada pixel com nível de cinza $\geq T$ foi rotulado de branco (255), enquanto que cada pixel com nível de cinza $< T$ foi rotulado de preto (0) (a relação preto e branco poderia ser invertida).

Figura 10 – Exemplo de limiarização global – (a) imagem original, (b) resultado da segmentação com $T=90$.

2.5. O Processamento de Imagens com Reconhecimento de Padrão e suas implicações para volumes de gotas de chuva com análise de distribuição

Nos últimos 32 anos, consideráveis avanços têm ocorrido em reconhecimento de padrões, identificação de padrão e processamento de imagens com aplicações a sistemas de visão. Esses avanços têm levado a uma grande necessidade para o desenvolvimento de métodos, softwares e hardware experimentais para uso em projeto de sistemas de visão (DUDA et al., 1973; FUKUNAGA, 1985; FUKUNAGA, 1990; FONGA, 1996; GIACINTO et al., 1997, COSTA et al., 1999; DOOLEY et al., 1999; CHAHL & SRINIVASAN, 2000; CHU & CHEN, 2001; GOLDBERG et al., 2001). A partir dos conceitos iniciais do processamento de sinais e da teoria de sistemas o processamento de imagens dependia principalmente de filtros lineares e máscaras de convolução. Recentemente, processamento de imagens tem sido desenvolvido principalmente com análise em frequência, análise não-linear e filtragem de espaço-variante.

O impacto de gotas de chuva tem demonstrado ter um importante efeito na erosão do solo, quebra de agregados, selamento de superfícies, e

na infiltração da água no solo (LAWS, 1940; HUDSON, 1981). Entretanto, somente a intensidade de queda e a duração não constituem uma descrição completa e adequada da chuva. Para estudos da erosão e de infiltração, o volume e a velocidade de gotas devem ser conhecidos. Além disso, o significado relativo das características de gotas depende de muitos fatores como: cobertura, declividade e do tipo de solo.

Adicionalmente, os volumes de gotas e distribuição de volume de chuvas artificiais, obtidas a partir de sistemas de irrigação agrícola, são de importância prática. Primeiro, pequenas gotas estão sujeitas à direção do vento, ocorrendo distorção no padrão. Segundo, grandes gotas têm maior energia cinética, as quais são transferidas para a superfície do solo causando desagregação de partículas do solo, resultando em quebra da superfície, ou mesmo selamento superficial.

2.6. Uso da Transformada de Hough no reconhecimento de padrões

A Transformada de Hough (TH) é uma técnica de grande utilidade em visão computacional. Sua aplicação até meados da década de 80 estava muito comprometida devido principalmente a sua complexidade computacional de armazenamento e a dificuldade de um entendimento detalhado de suas propriedades. Contudo, nos últimos anos, muitas pesquisas têm sido realizadas, contribuindo, dessa forma para um melhor aproveitamento de seus recursos.

A utilização da transformada de Hough requer que se conheça um pouco sobre a localização das bordas da imagem, a fim de que sejam considerados apenas os pixels de fronteira. O método de Hough pode ser aplicado no reconhecimento de padrões de curvas desde que as mesmas possam ser descritas na forma paramétrica (linha reta, círculos, elipses, entre outras).

Vários autores têm desenvolvido novos algoritmos, derivados da transformada de Hough original, como (DUDA & HART, 1972; SHAPIRO, 1980; BALLARD, 1981; STOCKMAN & AGRAWALA, 1985; ILLINGWORTH & KITTLER, 1987; ROSENFELD et al., 1988; YUEN et al., 1989; RISSE, 1989; ILLINGWORTH & KITTLER, 1989; JOLIN & ROSENFELD, 1989; SCHALKOFF, 1989; BEN-TZVI & SANDLER, 1990; XU et al., 1990; BEN-TZVI et al., 1990; DAVIES, 1990; GRIMMONSON & HUTTENLOCHER, 1990; KIRYATI et al., 1991; DEMPSEY & MCVERY, 1992; HOU et al., 1993; COSTA & SANDLER, 1993; XU & ERKKI, 1993; LEAVERS, 1993; PARKWER, 1994; COSTA, 1994a, COSTA, 1994b; HAN et al., 1994; SILVA & GONZAGA, 1995; PEREIRA, 1995; RIBEIRO JUNIOR, 1995; JAIN et al., 1995; COSTA, 1996; SILVA, 1996).

2.6.1. Fundamentos

A transformada de Hough foi primeiramente proposta como um método para detecção de padrões complexos em imagens binárias, sendo introduzida por Hough em 1962, sendo publicada em forma de uma patente. Pela proposta de Hough a linha é mapeada usando os parâmetros Inclinação-Intersecção no espaço de parâmetros, definindo, assim, o ponto de intersecção. Todavia, tanto a inclinação como a intersecção, são ilimitadas e essa parametrização tem a desvantagem de ser sensível a escolha do eixo de coordenadas no plano da figura, o que complica a aplicação da técnica. A Figura 11 ilustra um segmento de reta no espaço de imagem e seu correspondente no espaço de parâmetros.

Uma solução para o problema da aplicação da técnica, conforme citado acima, foi proposto por Duda e Hart em 1972, (DUDA & HART, 1972), onde utilizaram coordenadas polares para definir o segmento de reta, trabalhando com os parâmetros Ângulo-Raio ao invés de Inclinação-Intersecção. Com isso, os estudos tomaram outro ritmo com melhoramentos e perspectivas de grandes avanços. No plano da imagem, uma reta

parametrizada pode ser representada por dois parâmetros: ρ sendo a distância da normal até a linha da origem da imagem e θ sendo o ângulo dessa normal como eixo horizontal conforme pode ser visto na Figura 12. A equação da reta correspondente a essa geometria é dada por:

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (10)$$

Figura 11 – A transformada de Hough a) espaço de imagem b) espaço de parâmetro (DUDA & HART, 1972).

Figura 12 - (a) Representação da equação da reta e, função de suas coordenadas polares. (b) Relação entre definição de reta em coordenadas polares.

Onde temos para as equações para a Figura 12(b):

$$\begin{aligned}\rho &= \frac{x}{\cos \theta} + (y - x \operatorname{tg} \theta) \operatorname{sen} \theta \\ \rho &= \frac{x}{\cos \theta} + y \operatorname{sen} \theta - \frac{\operatorname{sen}^2 \theta}{\cos \theta} \\ \rho &= x \left(\frac{1 - \operatorname{sen}^2 \theta}{\cos \theta} \right) + y \operatorname{sen} \theta\end{aligned}\tag{11}$$

$$\rho = x \cos \theta + y \operatorname{sen} \theta$$

Os novos parâmetros utilizados para representar o espaço são definidos agora por ρ e θ . Logo, o problema de detectar pontos colineares pode ser convertido no problema de se encontrar curvas concorrentes. As propriedades para se transformar ponto em curva são:

Propriedade 1 – Um ponto no plano da figura corresponde a uma curva senoidal no espaço de parâmetros.

Propriedade 2 - Um ponto no espaço de parâmetros corresponde a uma reta no plano da figura.

Propriedade 3 – Pontos pertencentes a mesma linha reta no plano da figura correspondem a curvas através de um ponto no espaço de parâmetros.

Propriedade 4 - Pontos pertencentes a mesma curva no espaço de parâmetros correspondem a linhas através do mesmo ponto no plano da figura.

Na Figura 13 tem-se esquematicamente apresentada a propriedade de reflexão, onde os pontos “A”, “B” e “C” se repetem quando a senoide inicia um novo ciclo, entretanto com sinal negativo.

De posse das propriedades, é feito o mapeamento das curvas no arranjo acumulador (a construção do arranjo acumulador bidimensional é definida dentro de um erro aceitável em ρ e θ formando uma grade pré-estabelecida). Esta grade pode ser limitada no intervalo $0 \leq \theta \leq \pi$ e $-R \leq \rho < R$, onde R é o tamanho da célula, desde que pontos fora desse retângulo correspondam a linhas no plano da imagem que não cruzem a célula. Com a limitação de θ , toda linha no plano x - y corresponde a um único ponto no plano $(\rho-\theta)$. Com a equação paramétrica do segmento de reta a cada ponto (x,y) do espaço imagem, a curva correspondente é colocada no arranjo incrementando-se de uma unidade o contador em cada célula ao longo da curva.

Figura 13 – Ilustração da aplicação da transformada de Hough. (a) Pontos no espaço da imagem. (b) Mapeamento dos pontos no espaço $(\rho - \theta)$. (c) Detecção das propriedades de colinearidade. Ponto A denota intersecção de curvas correspondentes aos pontos 1, 3 e 4. (d) Propriedade de reflexão da transformada de Hough.

A análise do arranjo revela células que possuem números elevados de contagens. Esses valores de contagem representam, para cada célula, dentro de um erro de quantização, a quantidade de pontos coincidentes de uma reta. Portanto, o método da transformada de Hough requer a identificação desses máximos locais. Muitas vezes ocorrem vários picos altos próximos uns dos outros no arranjo. Com isso, existe a necessidade de utilizar um limiar pré-estabelecido para filtrar erros e promover aproximações, assim, busca-se identificar realmente os parâmetros da imagem.

Os valores de limiares estão diretamente relacionados às características de cada imagem.

2.6.2. A Transformada de Hough Generalizada e Rápida

A transformada de Hough Generalizada é uma variação da transformada de Hough original. Ballard em 1981, utilizou um mapeamento entre o espaço da imagem e o espaço da transformada de Hough (BALLARD, 1981). A imagem inicialmente é tratada por operadores de borda. Os operadores mais comuns são de dois tipos: o operador de Gradiente e o operador de (HUECKEL, 1973), os quais transformam os níveis de cinza da imagem em uma rampa e um degrau, respectivamente. Com isso, cada pixel na imagem não mais contém informações do nível de cinza mas, ao contrário, cada pixel contém uma magnitude e direção representando a orientação da mudança do nível de cinza local.

Li e colaboradores (LI et al., 1985) propuseram um novo enfoque à transformada de Hough, usando os princípios de formulação do hiperplano para o conjunto de pixels do espaço de parâmetros. Esses hiperplanos são divididos gradativamente por um algoritmo em hipercubos de baixa e alta resolução. Em seguida é realizada uma contagem nos hiperplanos e um valor de limiar, determinado inicialmente, o que limita a criação de

subdivisões dos hipercubos. A decisão se um hipercubo recebe um voto de um hiperplano dependerá do hiperplano cruzar o hipercubo. Esse algoritmo foi chamado de Transformada Rápida de Hough. Esse enfoque hierárquico leva a uma redução significativa da complexidade computacional e o requerimento de armazenamento simultâneo.

2.6.3. Transformada de Hough para objetos circulares

Em termos de objetos circulares Duda e Hart (DUDA & HART, 1972) sugeriram a utilização da transformada de Hough para retas adaptado para circunferências. Pode-se ter uma circunferência dada por uma equação paramétrica e a transformada de Hough pode ser aplicada. A equação de uma circunferência é dada por

$$(x-a)^2 + (y-b)^2 = c^2, \quad (12)$$

onde "a" e "b" são coordenadas do centro da circunferência e "c" o seu raio de curvatura.

Tomando todos os pixels do plano imagem e aplicando a equação abaixo:

$$(x_i-a)^2 + (y_i-b)^2 = c^2, \quad (13)$$

tem-se que cada pixel do plano imagem gerará uma circunferência no espaço de parâmetros. A partir da transformação do espaço imagem, através de transformada de Hough circular, é gerado um espaço onde os pontos da imagem correspondem a circunferências no espaço de parâmetros. Os pontos (a,b) são assim, armazenados no arranjo acumulador. O cruzamento das circunferências traçadas no espaço de parâmetros (a,b) define as coordenadas do centro de uma circunferência e o valor acumulado nesta célula define quantos pixels pertencem à circunferência.

Em Low (LOW, 1991) encontra-se como detectar circunferências com Transformada de Hough, escolhendo a representação paramétrica da circunferência. Assim, mudando do plano de imagem para o espaço de parâmetros tem-se

$$(a - X_i)^2 + (b - Y_i)^2 = c^2 \quad (14)$$

A aplicação da transformada de Hough consiste em mudar a imagem do plano cartesiano para o espaço de parâmetros. Isto significa que cada pixel do plano cartesiano (imagem) será convertido em circunferência no espaço de parâmetros.

Desta forma dada uma imagem com cinco pixels, como a apresentada na Figura 14 e querendo saber se existe pixels que possam compor a imagem de uma circunferência de raio $= 1/\sqrt{2}$. Monta-se um arranjo acumulador com o espaço de parâmetros, conforme ilustra a Figura 15.

Figura 14 – Imagem de uma circunferência, ilustrando os pixels no plano x,y.

Como foi realizado no caso de detecção de retas, define-se um arranjo acumulador, onde serão armazenadas as circunferência traçadas

com centro nos “pixels da imagem” (plano cartesiano).

Figura 15 – Espaço de parâmetros “a” e “b” para circunferências.

O arranjo acumulador, em princípio pode ser definido com as dimensões iguais às da imagem no plano cartesiano, com tamanho $a.b$, onde o tamanho de “a” é igual ao tamanho “b”. Porém, observa-se que se existir um pixel no plano imagem (cartesiano) que esteja ultrapassando os limites impostos pela borda (uma das quatro extremidades do plano imagem), a colocação de uma circunferência gerada como centro na borda ultrapassaria os limites do arranjo acumulador, como pode-se observar na Figura 16.

Figura 16– Circunferência geradas com centro em pixels da imagem que ficam nas bordas.

Observa-se que neste caso haveria perda de informações. No

entanto, para solucionar esse problema, são definidas as dimensões do arranjo acumulador de uma outra maneira, conforme explicado a seguir e ilustrado na Figura 17:

Figura 17 - Dimensões do arranjo acumulador.

Adota-se as suas dimensões nas faixas:

$$-raio \leq a \leq (X_{\max} + raio) \text{ e } -raio \leq b \leq (Y_{\max} + raio) \quad (15)$$

Logo, as dimensões do arranjo acumulador serão dadas por:

$$ARRANJO[X_{\max} + 2 \cdot raio] \cdot [Y_{\max} + 2 \cdot raio] \quad (16)$$

Tomando cada um dos cinco pixels da Figura 14, obtem-se o traçado conforme a Figura 15, que lançados no arranjo acumulador obtém valores entre 0 (zero) e 4 (quatro). O valor quatro é exatamente onde cruzam quatro das cinco circunferências traçadas. Observa-se que o lugar onde cruzam as quatro circunferências possui coordenadas $P[(3,5), (3,5)]$, sendo pixel único. Isto quer dizer que 4 (quatro) pixels no plano imagem pertencem à uma

circunferência, cujo centro se encontra nas coordenadas (a, b), que correspondem às coordenadas $P[(3,5),(3,5)]$ e cujo raio de curvatura é $1/\sqrt{2}$.

Neste exemplo, a imagem era composta de cinco pixels com coordenadas:

$$P1=[(3),(4)]$$

$$P2=[(4),(4)]$$

$$P3=[(5),(3,5)]$$

$$P4=[(4),(3)]$$

$$P5=[(3),(3)]$$

O processamento desses pixels gerou o $P[(3,5),(3,5)]$ que é o centro da circunferência e o raio escolhido foi de $1/\sqrt{2}$; logo, foi possível localizar uma circunferência e obter a sua equação que é dada por:

$$(X - 3,5)^2 + (Y - 3,5)^2 = (1/\sqrt{2})^2 \quad (17)$$

Neste caso, procura-se apenas circunferências com um determinado valor de raio ($1/\sqrt{2}$), e para tanto utilizou-se um arranjo acumulador bidimensional, isto é, com as dimensões $(X_{\text{máx}} + 2*\text{raio})$ por $(Y_{\text{máx}} + 2*\text{raio})$.

Porém, quando existe uma imagem a ser analisada, e deseja-se detectar possíveis circunferências que possam ter raios de curvaturas de um determinado tamanho (raio mínimo) até um outro valor de raio (raio máximo). Isto se obriga a concluir que se deve prever um conjunto de planos de arranjos, cada um deles para um valor de raio de curvatura. Tem-se agora que trabalhar com um arranjo acumulador tridimensional, isto é, com as duas

dimensões já citadas mais uma referente aos possíveis raios de curvatura das circunferências, Arranjo (a, b, c).

Tomando o exemplo apresentado na Figura 17 e pesquisando se existem circunferências com raios compreendidos na seguinte faixa: raio mínimo = 0,1 e raio máximo = 3, isto é, $0,1 \leq \text{raio} \leq 3$.

Tomando-se o pixel P1 (3, 4) e calculando as circunferências para todos os raios possíveis na faixa supra citada, vai-se armazenar em cada plano do arranjo acumulador uma circunferência traçada com um dos valores de raio. Observando o arranjo tridimensionalmente nota-se a formação de um tronco de cone indo de raio = 0,1 até raio = 3. Então um único pixel no plano imagem gera um tronco de cone no arranjo acumulador. Ao repetir isto para os demais pixels, obtém-se a formação de cinco cones (troncos de cones) no arranjo acumulador. Tem-se também o cruzamento (interceptação) de quatro cones em um único pixel, que corresponde aos valores: $a = 3,5$, $b=3,5$, $c=1/\sqrt{2}$, que são respectivamente às coordenadas do centro da circunferência e de seu raio; determinando os parâmetros já vistos anteriormente.

Este método, permite detectar circunferências no plano imagem, mesmo que esta seja descontínua ou incompleta, como mostra a Figura 18:

Figura 18 - Circunferências fracionada e incompleta

Para esta situação geral, as dimensões do arranjo acumulador estão compreendidas entre:

$$-r_{máx} \leq a \leq (X_{máx} + r_{máx}) \quad (18)$$

$$-r_{máx} \leq b \leq (Y_{máx} + r_{máx}) \quad (19)$$

$$r_{\min} \leq c \leq r_{máx} \rightarrow \text{arranjo acumulador}(a, b, c) \quad (20)$$

No exemplo inicial particularizado para o valor do raio $= 1/\sqrt{2}$ o arranjo acumulador tinha suas dimensões acrescidas de duas vezes o raio. Com esta nova óptica tem-se suas dimensões acrescidas de duas vezes o raio máximo e a dimensão correspondente ao raio variando de raio mínimo até raio máximo. O que propicia ter o arranjo acumulador com tamanho de dimensão:

$$ARRANJO(X_{máx} + 2 \cdot r_{máx}) \cdot (Y_{máx} + 2 \cdot r_{máx}) \cdot (r_{máx} - r_{\min} + 1) \quad (21)$$

Para desenvolver um algoritmo que trace as circunferências no arranjo acumulador pode-se utilizar vários métodos. Um dos métodos consistente em utilizar a equação da circunferência diretamente; outro é utilizando o algoritmo de "Bresenhan". Em qualquer dos métodos o traçado da circunferência é realizado ou para um quadrante apenas ou para um octante apenas, e em seguida basta rebater ou transladar estes pixels calculados para os demais quadrantes ou octetos por simetria.

O algoritmo de Bresenhan é descrito em Low (LOW, 1991) como um método que consiste em calcular o deslocamento pixel a pixel para traçar a circunferência admitindo que do pixel anterior para o posterior (seu sucessor) deslocamos um "dx" ou um "dy" ou ambos. E sempre para o primeiro quadrante esse dy = +1 ou dy = 0 e dx = -1 ou dx = 0.

Kimme e colaboradores (KIMME et al., 1975) propuseram a implementação de outro método utilizando Hough para detecção de circunferência da seguinte maneira: dado um conjunto de pixels em que se queira detectar uma circunferência, usando a indicação sugerida por Duda (DUDA & HART, 1972) computa-se para cada pixel da imagem digitalizada as operações $r \cos\theta$, $r \sin\theta$, para um dado r fixado, enquanto θ é incrementado de um valor $\Delta\theta$. Onde $\Delta\theta$ é função de r . Para todo o processamento, isto é, para todos os valores de raio adotados, o produto $r * \Delta\theta$ é sempre constante, pois isto permite que todo comprimento de arco entre dois pixels traçados no arranjo acumulador sejam iguais. Então o processamento de cada circunferência exige um número de operações igual a $2\pi/\Delta\theta$. Como o tempo de processamento era significativo, para minimizá-lo (KIMME et al., 1975) usou gradientes de direção para selecionar a porção de circunferência a ser traçada no arranjo acumulador. O processo constitui em tomar um conjunto de pixels e avaliar a direção central deles, isto é, a direção do possível centro e traçar somente arcos de circunferência com seus limites voltados apenas para a posição central dos pixels da imagem. Consequentemente, ao invés de traçar uma circunferência total, traça-se os arcos com tamanhos pequenos, o que diminui o tempo de processamento e produz menos votos acumulados no arranjo acumulador. Após este procedimento, faz-se um “*threshold*” no arranjo acumulador e obtem-se os possíveis centros da circunferência. Com estes centros acham-se as circunferências da imagem.

2.7. Definição e classes nas técnicas de reconhecimento de padrões

Gonzalez e Woods (GONZALEZ & WOODS, 1993) afirmam que reconhecimento de padrões em um determinado nível é fundamental em análise de imagens. Um padrão é uma descrição quantitativa ou estrutural de um objeto ou alguma outra entidade de interesse em uma imagem. Em geral padrão é formado por um ou mais descritores. Entretanto, um padrão é geralmente visto como um arranjo de descritores.

Ao longo do tempo, as técnicas de reconhecimento de padrões produziram para o reconhecimento e a classificação de objetos utilizando imagens digitais. Muitos métodos desenvolvidos no passado trabalhavam bem em objetos 2D ou objetos 3D em diferentes posições, mas ainda continuavam apresentando problemas para um caso tridimensional. Isto gerou muitas pesquisas, as quais levou ao campo de visão computacional dos dias atuais (TRUCCO & VERRI, 1998).

Um padrão é uma estrutura de medidas quantitativas e qualitativas que representam alguma entidade na imagem origem. Um descritor é uma das medidas que compõem a estrutura do padrão. Em geral um padrão é formado de vários descritores, na quantidade necessária para classificá-lo, arranjado de forma a fornecer informações adequadas a respeito do padrão em questão (FU & MUI, 1981; GIACINTO et al., 1997).

Uma das abordagens mais utilizadas na etapa de reconhecimento de padrões é a que faz uso de medições (descritores) sobre os objetos. No caso as medidas podem ser realizadas sobre regiões da imagem ou sobre objetos identificados na etapa de segmentação.

Uma classe é uma família de padrões que possuem características semelhantes entre si (DEVIJVE & KITTLER, 1987), como alunos de uma sala de aula, onde sua principal característica é que todos estão numa mesma série na mesma classe, com idades semelhantes e próximas entre si. A Figura 19 ilustra classes de padrões e seus descritores.

Classe de Padrões: alunos	Classe de Padrões: carros
Descritores	Descritores
1-Sala	1-Peso
2-Série	2-Tipo
3-Idade	3-Cor

Figura 19 – Representação de classes de padrões e seus descritores.

Os padrões de uma classe são representados na forma de vetores de atributos, com suas descrições quantitativas anexadas a cada linha do vetor, e todos os exemplos de aprendizado da amostra organizado em colunas consecutivas, da forma:

$$X = \begin{matrix} & \xrightarrow{\text{Amostras}} \\ \begin{pmatrix} x_1 & . & . & . & . & . \\ x_2 & . & . & . & . & . \\ . & . & . & . & . & . \\ . & . & . & . & . & . \\ x_n & . & . & . & . & . \end{pmatrix} & \downarrow \text{Atributos} \end{matrix}$$

onde cada componente x_i representa um descritor, e n é o número total de descritores do vetor. Cada coluna do vetor representa uma amostra para aprendizado, padrões extraídos da natureza. A dimensão do vetor então será limitada pelo número de descritores que se possa encontrar.

As diversas classes com amostras x , podem ter descritores formando decisões em árvores, cada uma adequada à sua classificação, sendo esta uma poderosa ferramenta na análise de dados. É possível classificar uma amostra de fotografia de satélite para saber qual tipo de plantação, ou se a região corresponde à uma cidade, e se for cidade separar as ruas das casas, tudo baseado em descritores adequados à classificação e organizados em árvores. O nível de resolução destes descritores estará na capacidade do sistema de subdividir e resolver problemas para diferentes regiões na imagem (FU et al., 1976).

2.7.1. Alguns Descritores usuais

2.7.1.1. Medida sobre regiões

As medidas sobre regiões dos valores dos pixels são definidas pela

média e pela variância, as quais são dadas respectivamente por:

$$\overline{p(i, j)} = \frac{1}{m \cdot n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n p(i, j) \quad (22)$$

$$s^2 = \frac{1}{m \cdot n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (p(i, j) - \overline{p(i, j)})^2 \quad (23)$$

Nesta abordagem os valores obtidos para os parâmetros acima são utilizados para definir o nível da semelhança entre as regiões.

2.7.1.2. Medidas sobre objetos

Esta abordagem tem recebido uma maior atenção, o que pode ser comprovado pelo grande número de trabalhos que têm sido apresentados na literatura.

Um descritor bastante utilizado para formas ruidosas é o que faz uso de assinaturas, onde dado um objeto, são obtidos sinais unidimensionais. Normalmente é utilizada uma amostragem sobre o contorno do objeto em determinados valores de intervalos τ , denotados $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n$, gerando os vetores de padrões como $x_1 = r(\tau_1), x_2 = r(\tau_2), \dots, x_n = r(\tau_n)$. Esses vetores tornam-se pontos no espaço euclidiano n -dimensional (GONZALEZ & WOODS, 1993).

A figura 20 apresenta as assinaturas de dois objetos bastante simples (circulo e quadrado).

O reconhecimento dos objetos é realizado comparando as suas assinaturas, no caso utiliza-se alguma métrica para medir as diferenças entre elas. É importante observar que este descritor apresenta invariância

com relação a rotação, sendo também possível um tratamento com relação a escala.

Figura 20 – Duas fronteiras simples e suas correspondentes assinaturas (distância em função do ângulo) (GONZALEZ & WOODS 1993).

2.7.1.3. Esqueletização

Uma forma alternativa para representar a estrutura de um objeto consiste em reduzi-lo em um grafo, uma das possibilidades para obtenção desse grafo é através da utilização de algum algoritmo de afinamento (também chamado esqueletização) (GONZALEZ & WOODS, 1993)

Costa e Cesar salientam que embora não exista uma definição formal satisfatória para esqueletos, uma maneira informal de defini-los é como sendo a representação da forma tão fina quanto possível (COSTA & CESAR, 2000).

O esqueleto de uma região pode ser definido pela transformação do eixo médio ("medial axis transform" - MAT). A MAT de uma região R com borda B é definida da seguinte maneira: para cada ponto p em R , encontra-se seu vizinho mais próximo em B . Se p tiver mais de um vizinho desse tipo, diz-se que ele pertence ao eixo médio (ou esqueleto) de R . O conceito de "mais próximo" depende da definição de distância e, portanto, os resultados de uma MAT são influenciados pela escolha da medida de distância. A Figura 21 ilustra alguns exemplos adotando-se a distância euclidiana.

Embora a MAT de uma região resulte em um esqueleto aceitável intuitivamente, sua implementação direta é tipicamente proibitiva quanto aos aspectos computacionais. A implementação envolve potencialmente o cálculo da distância de cada ponto interior a cada ponto de fronteira de uma região. Numerosos algoritmos para melhorar a eficiência computacional do cálculo da MAT de uma região têm sido propostos. Trata-se tipicamente de restrições segundo as quais a eliminação desses pontos não deve: (1) remover pontos extremos; (2) quebrar a conectividade; (3) causar a erosão excessiva da região.

Figura 21 – Eixo médio de três regiões simples.

Em seguida é apresentado um algoritmo, descrito em Gonzalez e Woods (GONZALEZ & WOODS, 1993) para o afinamento de regiões

binárias. Em tais regiões os pixels representando o objeto possuem valor 1, enquanto que os pixels de fundo assumem valor 0. O método consiste na aplicação sucessiva de dois passos aos pontos do contorno da região, sendo que um ponto de contorno é definido como um pixel de valor 1 que possua pelo menos um vizinho, em uma vizinhança de oito com valor 0. Tomando-se a definição de vizinhança de 8 ilustrada na Figura 22, o passo 1 determina que um ponto de contorno p deve ser eliminado se as seguintes condições forem satisfeitas:

$$(a) \quad 2 \leq N \leq (p_1) \leq 6;$$

$$(b) \quad S(p_1) = 1;$$

$$(c) \quad p_2 \cdot p_4 \cdot p_6 = 0;$$

$$(d) \quad p_4 \cdot p_6 \cdot p_8 = 0$$

em que $N(p_1)$ é o número de vizinhos não-nulos de p_1 , ou seja

$$N(p_1) = p_2 + p_3 + \dots + p_8 + p_9$$

p_9	p_2	p_3
p_8	p_1	p_4
p_7	p_6	p_5

Figura 22 – Estrutura da vizinhança usada pelo algoritmo de afinamento.

e $S(p_1)$ é o número de transições 0 - 1 na seqüência ordenada $p_2, p_3, \dots, p_8, p_9, p_2$. Por exemplo, $N(p_1) = 4$ e $S(p_1) = 3$ na Figura 23.

0	0	1
1	p_1	0
1	0	1

Figura 23 – Ilustração das condições (a) e (b). Nesse caso $N(p_1) = 4$ e $S(p_1) = 3$.

No passo 2, as condições (a) e (b) continuam as mesmas, mas as condições (c) e (d) são modificadas para:

$$(c') \quad p_2 \cdot p_4 \cdot p_8 = 0;$$

$$(d') \quad p_2 \cdot p_6 \cdot p_8 = 0;$$

O Passo 1 deve ser aplicado a cada pixel da borda da região binária em consideração, sendo que, se uma ou mais das condições (a)-(d) forem violadas, o valor do pixel em questão não deve ser mudado. Se todas as condições forem satisfeitas, então o ponto deve ser marcado para ser apagado. No entanto, o ponto não deve ser efetivamente apagado até que todos os pontos da borda tenham sido processados. Esse atraso previne que a estrutura dos dados não seja mudada durante a execução do algoritmo. Uma vez que o passo 1 tenha sido aplicado a todos os pontos da borda, aqueles que tiverem sido marcados são apagados (ou seja, igualados a 0). Em seguida, o passo 2 deve ser aplicado aos dados resultantes.

Figura 24 – (a) Resultado do passo 1 do algoritmo de afinamento durante a primeira iteração pela região; (b) Resultado do passo 2; (c) Resultado final.

Alguns passos do processo são ilustrados na Figura 24, sendo que

em (a) tem seu resultado da aplicação do passo 1 na fronteira de uma região simples. Os pontos indicam os pixels marcados e subsequentemente eliminados no final do passo 1. Em (b) tem-se os resultados obtidos com o passo 2, enquanto que em (c) tem-se, finalmente, o esqueleto obtido depois de varias iterações desses dois passos. O esqueleto de uma região com propriedades menos regulares é ilustrado na Figura 25.

Figura 25 – Exemplo de afinamento.

Apesar da simplicidade do método, as figuras ilustram que podem ser obtidos resultados satisfatórios.

A importância dos esqueletos no reconhecimento de padrões levou a busca de outras técnicas para a obtenção dos mesmos, destacando-se a transformada da distância e métodos morfológicos. (PARKER, 1994). Em Betelu e Tannenbaum (BETELU et al., 2001), é discutido uma nova abordagem para o cálculo de esqueletos baseado em distâncias afins, sendo portanto invariante a transformações afins.

Após a obtenção dos esqueletos é realizada uma comparação, levando em consideração o número de terminações, os comprimentos das ligações, o número de conexões e outras características existentes nos esqueletos. O reconhecimento dos objetos é feito caso sejam obtidos valores semelhantes nestas características citadas.

2.7.1.4. Deficiência convexa

Esta técnica é melhor empregada quando a fronteira do objeto conter uma ou mais concavidades significativas que carreguem informações sobre a forma. A Figura 26 ilustra uma região S e após a obtenção do feixe convexo, é identificada a deficiência convexa do objeto (em cinza).

Figura 26 – A região (S) e sua deficiência convexa (em cinza).

As fronteiras digitais tendem a serem irregulares devido à digitalização (amostragem), ruídos e variações na segmentação. Esses efeitos resultam em uma deficiência convexa possuindo pequenos componentes não significativos espalhados aleatoriamente pela fronteira. A eliminação dessas irregularidades pode ser feita através de um pós-processamento ou utilizar a suavização de fronteira antes do particionamento.

Quando aplicada no reconhecimento de padrões, a deficiência convexa é utilizada da seguinte forma: dado dois objetos que se deseja verificar se são semelhantes (reconhecer um a partir do outro), obtêm-se as deficiências convexas de ambos e verifica-se a quantidade de deficiências

que ocorrem em cada um; conclui-se que os objetos são iguais se possuírem a mesma quantidade.

2.7.2. Descritores de Fronteiras

2.7.2.1. Alguns descritores simples

Comprimento do contorno – Um dos descritores mais simples que pode ser utilizado é o que calcula o comprimento do contorno. Neste caso, o comprimento poderia ser obtido da seguinte forma: escolhe-se um ponto de partida no contorno do objeto, em seguida busca-se o seu vizinho, somando-se o valor 1, caso o mesmo se encontre em uma vizinhança 4, ou soma-se o valor $\sqrt{2}$, caso seu vizinho esteja na vizinhança diagonal. Este processo continua até que todo o contorno tenha sido percorrido.

Diâmetro do objeto – Um outro descritor trivial é o diâmetro do objeto, que pode ser obtido por:

$$Diam(B) = \max_{i,j} [D(p_i, p_j)] \quad (24)$$

sendo que $D(p_i, p_j)$ é a medida de distância entre p_i e p_j que são pontos no contorno de B. Tanto o valor do diâmetro, como também a orientação da linha que conecta os dois pontos extremos que definem o diâmetro (*maior eixo* do objeto) podem ser utilizados como descritores do objeto.

Curvatura – A curvatura é um dos mais importantes atributos que podem ser extraídos de um contorno (COSTA & CESAR, 2000), sendo definida por:

$$k(t) = \frac{\left(\frac{dx(t)}{dt} \cdot \frac{dy(t)}{dt} \right) - \left(\frac{dx(t)}{dt} \cdot \frac{dy(t)}{dt} \right)}{\left(\frac{d^2x(t)}{dt^2} + \frac{d^2y(t)}{dt^2} \right)^{3/2}} \quad (25)$$

que supõe o contorno como sendo uma curva paramétrica

$$c(t) = (x(t), y(t)) \quad (26)$$

Em geral, a obtenção de medidas confiáveis da curvatura de um ponto em uma fronteira digital é difícil, visto que tais fronteiras tendem a ser localmente não contínuas. Entretanto, a utilização da diferença entre as inclinações de segmentos adjacentes de fronteira (que tenham sido representados como segmentos de retas) como um descritor da curvatura no ponto de interseção dos segmentos.

No reconhecimento de padrões as curvaturas podem ser utilizadas de varias maneiras, entre as quais de modo semelhante a assinaturas. Além disso, vários outros descritores podem ser obtidos a partir da curvatura, tais como: Curvatura Máxima, Curvatura Mínima, Pontos de Inflexão e Energia de Dobramento (também conhecida como Energia da Borda).

Descritores de Fourier – Uma das grandes vantagens dos descritores de Fourier é que poucos descritores são capazes de capturar a essência geral de uma fronteira. Essa propriedade possui grande valor, uma vez que esses coeficientes carregam informação sobre a forma. Portanto, eles podem ser usados para diferenciar formatos de fronteiras distintas. Em seguida é apresentado o modo como esses descritores são obtidos a partir dos pontos de uma fronteira digital.

A Figura 27 ilustra uma fronteira digital de N pontos no plano xy . Começando de um ponto arbitrário (x_0, y_0) , pode-se encontrar os pares coordenados $(x_0, y_0), (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_{N-1}, y_{N-1})$ ao longo da fronteira no sentido anti-horário. Essas coordenadas podem ser expressas na forma $x(k) = x_k$ e $y(k) = y_k$. Com essa notação, a própria fronteira pode ser representada como uma seqüência de coordenadas $s(k) = [x(k), y(k)]$, para $k = 0, 1, 2, \dots, N - 1$. Além disso, cada par coordenado pode ser tratado como um número complexo da forma:

$$s(k) = x(k) + jy(k) \quad (27)$$

para $k = 0, 1, 2, \dots, N-1$. Ou seja, o eixo x é tratado como o eixo real, enquanto que o eixo y como o eixo imaginário de uma seqüência de números complexos. Embora a interpretação da seqüência tenha sido reformulada, a própria natureza da fronteira não foi mudada. Obviamente, essa representação possui uma grande vantagem: ela reduz um problema duas dimensões a uma só dimensão.

Figura 27 – Uma fronteira digital e sua representação por uma seqüência complexa. Os pontos (x_0, y_0) e (x_1, y_1) são (arbitrariamente) os dois primeiros pontos da seqüência.

A transformada discreta de Fourier de $s(k)$ é definida como:

$$a(u) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} s(k) \exp \left[\frac{j2\pi uk}{N} \right] \quad (28)$$

para $u = 0, 1, 2, \dots, N - 1$. Os coeficientes complexos $A(u)$ são chamados de *descritores de Fourier* da fronteira. A transformada inversa de Fourier de $A(u)$ reconstrói $s(k)$, ou seja:

$$S(k) = \sum_{u=0}^{N-1} A(u) \exp \left[\frac{j2\pi uk}{N} \right] \quad (29)$$

para $k = 0, 1, 2, \dots, N - 1$. Supondo, entretanto, que no lugar de todos os valores $A(u)$, apenas os primeiros M coeficientes sejam usados. Isso é equivalente a igualar $A(u) = 0$ para $u > M - 1$ na equação acima. O resultado é a seguinte aproximação de $s(k)$:

$$s(k) = \sum_{u=0}^{M-1} A(u) \exp \left[\frac{j2\pi uk}{N} \right] \quad (30)$$

para $k = 0, 1, 2, \dots, N - 1$. Embora deva ser observado que quanto menor for o valor de M , mais detalhes serão perdidos na fronteira. A Figura 28 ilustra um objeto original ($N=64$) e as suas reconstruções com valores de M variando de 2 até 62.

A sensibilidade dos descritores, quanto a rotação, translação, mudança de escala podem ser tratadas com o auxílio de algumas propriedades básicas dos descritores de Fourier, conforme sugere a Tabela 4.

2.7.2.2. Descritores Regionais

2.7.2.2.1. Área

Entre os descritores regionais a área da região é um dos mais

imediatos, sendo definida pelo número de pixels contidos dentro de sua fronteira.

Figura 28 – Exemplos de reconstrução de descritores de Fourier para vários valores de M.

Tabela 4 - Algumas Propriedades Básicas dos Descritores de Fourier.

Transformação	Fronteira	Descritor de Fourier
Identidade	$s(k)$	$A(u)$
Rotação	$s_r(k) = s(k)e^{j\theta}$	$A_r(u) = A(u)e^{j\theta}$
Translação	$s_t(k) = s(k) + \Delta_{xy}$	$A_t(u) = A(u) + \Delta_{xy} \delta(u)$
Mudança de escala	$s_s(k) = \alpha s(k)$	$A_s(u) = \alpha A(u)$
Pontos de partida	$s_p(k) = s(k - k_0)$	$A_p(u) = A(u)e^{-j2\pi k_0 u/N}$

2.7.2.2.2. Perímetro

O perímetro é um outro descritor simples, consistindo no tamanho da

fronteira do objeto, sendo definido de maneira equivalente ao comprimento (apresentado anteriormente).

2.7.2.2.3. Compacidade

Este descritor é obtido com uma combinação dos dois anteriores, definido por:

$$Compacidade = \frac{(\text{perímetro})^2}{\text{área}} \quad (31)$$

Uma importante característica deste descritor é a sua invariância à mudanças de escala e também de rotação

2.7.2.3. Descritores topológicos

Os descritores topológicos atuam segundo as propriedades básicas a topologia, que garantem que se uma região (objeto de interesse) contém um certo número de buracos, esta quantidade não será alterada caso ocorram rotações ou esticamentos.

A Figura 29 exibe uma região com 2 buracos. Nota-se entretanto que, o esticamento da figura afetará as distâncias e portanto, não se deve depender desse parâmetro para o processamento.

Figura 29 – Uma região com dois buracos

Uma outra propriedade topológica útil para a descrição de regiões é o número de componentes conexos. Um componente conexo é um subconjunto de tamanho máximo tal que quaisquer dois pontos nesse subconjunto possam ser unidos por uma curva conexa que também pertença completamente ao subconjunto. A Figura 30 mostra uma região com três componentes conexos.

Figura 30 – Uma região com três componentes conexos.

O número de buracos H e de componentes conexos C em uma figura podem ser usados na definição do *número de Euler* E :

$$E = C - H \quad (32)$$

O número de Euler é também uma propriedade topológica. As regiões mostradas na Figura 31, por exemplo, possuem números de Euler iguais a 0 e - 1, respectivamente, visto que o "A" possui um componente conexo e um buraco, enquanto que o "B" um componente conexo e dois buracos.

Apesar da simplicidade desses descritores verifica-se que podem ser de grande importância para a caracterização de regiões ou em uma imagem digital.

No caso da análise de gotas de chuva, o número de regiões conexas

poderia ser utilizado para definir inicialmente o número de gotas de chuva presentes na imagem, entretanto com a presença de *clusters*, comuns nas imagens dessa natureza, esta técnica não é recomendada.

Figura 31 – Regiões com números de Euler iguais a 0 e -1, respectivamente.

2.7.3. – Redes neurais

Redes Neurais tem sido um tópico de bastante interesse desde que foi redescoberta como um modelo para reconhecimento de padrões, tendo sido amplamente aplicada no reconhecimento de voz e também de padrões visuais.

A maioria das abordagens são baseadas na combinação de processadores elementares, os neurônios, os quais possuem um certo número de entradas e uma saída única. A cada entrada é associado um peso (z_i), sendo que a saída é uma função da soma das entradas, esta saída pode ser discreta ou continua como ilustra a Figura 32 (SONKA et al., 1998).

Algumas das redes mais utilizadas em reconhecimento de padrões são:

- Perceptron Multi Camadas (HAYKIN, 1989; SCHAUF et al., 1993);
- Redes de *Kohonen* (KOHONEN, 1987; KANDEL & SCHWARTZ, 1991);

- Funções de base radial (MOODY & DARKEN, 1989)

Figura 32 – Uma rede neural simples (SONKA et al., 1998).

2.8. Teoria da Decisão e Métodos Classificatórios

A teoria de decisão de Bayes é uma das teorias fundamentais para o problema de classificação de padrões, pois o assunto é posto em termos de suas probabilidades (DUDA & MORE, 1973). Cada classe de padrões tem sua probabilidade conhecida, porém seus padrões podem ser completamente conhecidos ou não, muitas vezes sendo necessário estimar os atributos dos padrões para análise (WANG et al., 1999)

Primeiro deve-se considerar o domínio do problema para fazer uma análise mais didática. Considere o problema de gotas de chuva com diferentes volumes a serem classificadas, sendo seus atributos conhecidos o raio e o volume. Elas são de dois tipos distintos, e quando tocam em papel hidro-sensível são demarcados de forma distinta. Os estados da natureza que o problema aborda neste caso são dois, no caso duas classes distintas, gotas com dois volumes diferentes. A estes estados da natureza será chamado de classe w , sendo que $w = w_1$ para gotas de menor volume e $w = w_2$ para gotas de maior volume. Devido ao fato das amostras serem imprevisíveis ao selecioná-las, as classes serão consideradas variáveis aleatórias.

A probabilidade de aparecer gotas pequenas ou grandes neste caso é similar para as duas classes de gotas, e assim tem-se um conhecimento da *probabilidade à priori* $P(w)$ de serem escolhidas, ou seja, um conhecimento anterior do domínio do problema, sendo a *probabilidade à priori* de 50% para cada tipo de gota, ou seja, são equiprováveis. A probabilidade *à priori* da gota menor ser escolhida é rotulada $P(w_1)$, e a da gota maior ser escolhida é $P(w_2)$. A probabilidade de uma das gotas aparecerem é igual, e a soma de suas probabilidades é igual a 100%, ou um. Se uma das probabilidades *à priori* for menor, a decisão levando em consideração apenas o domínio do problema será em favor da classe que apresentar uma probabilidade maior, porém o conhecimento *à priori* não fornece argumentos suficientes para se decidir a favor de uma classe ou outra, e assim deve-se levar em conta os atributos das classes em questão.

Dado um atributo x , que representa o raio das gotas, será um descritor para o classificador neste caso o raio das gotas de chuva. A variabilidade do raio é variável aleatória onde sua distribuição amostral depende do estado da natureza. Se a probabilidade de aparecer a gota pequena com raio x for maior que a probabilidade de aparecer a gota grande raio x , então a função densidade de probabilidade - $p(x|w_j)$ - probabilidade de ocorrer x dado w_j denotará em termos probabilísticos a diferença de raio das duas gotas - $p(x|w_1)$ e $p(x|w_2)$ - pela diferença dos valores probabilísticos gerados.

Conhecidas as probabilidade *à priori* $P(w_j)$ e a densidades condicionais $p(x|w_j)$, a influência do raio e da probabilidade *à priori* no estado da natureza são dadas pela regra de Bayes, mostradas a seguir:

$$P(w_j | x) = \frac{p(x | w_j)P(w_j)}{p(x)} \quad (32)$$

onde

$$p(x) = \sum_{j=1}^N p(x | w_j) P(w_j) \quad (33)$$

onde P é o número de classes, que neste caso são duas.

A decisão é feita a favor do maior valor de $P(w_j|x)$, pois à medida que a densidade de probabilidade do nível de brilho varia para uma região mais alta em relação à média da região de dados, ou seja, $P(w_1|x) > P(w_2|x)$, decide-se a favor da classe w_1 , ou por w_2 em caso contrário.

É representado na Figura 33 a densidade de probabilidade condicional de amostras de gotas. A distância utilizada é a quadrada de Mahalanobis, onde o objeto classificado possui a menor distância de uma das médias das classes. Se uma observação de x para $P(x|w_1) > P(x|w_2)$, deve-se decidir em favor de w_1 , ou w_2 em caso contrário.

O valor médio de cada densidade condicional de probabilidade é o valor que maximiza a função de decisão, sendo portanto o desvio da amostra em relação à sua média o parâmetro analisado para gerar um decisão.

A distância quadrada de Mahalanobis é dada pela fórmula:

$$D_m = \sqrt{(x_n - x_m)C^{-1}(x_n - x_m)'} \quad (35)$$

onde C é a matriz de covariância dada pelos operadores 36.

$$C = [c_{ij}] \quad (36)$$

$$c_{ij} = \sum_{k=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_i).(x_{jk} - \bar{x}_j) / n \quad (37)$$

Figura 33 – Função densidade de probabilidade de duas classes de gotas.

Outras distâncias podem ser utilizadas, onde pode-se destacar a euclidiana:

$$D_{nm} = \sqrt{\sum_{i=1}^I (x_{in} - x_{im})^2} \quad (38)$$

utilizada para casos onde apenas uma dimensão é necessária.

A figura 34 ilustra a relação entre as duas probabilidades *à posteriori*, onde a medida que o raio aumenta, a probabilidade de ser escolhido $P(w_2|x)$ aumenta, e a medida que o raio diminui, a probabilidade de ser escolhido $P(w_1|x)$ aumenta.

Como a estrutura do classificador bayesiano é determinado primariamente pelas densidades condicionais, deve-se analisar as diversas densidades condicionais.

Considera-se agora um problema unidimensional envolvendo duas classes com padrões governadas por densidades Gaussianas, com média μ_1 e μ_2 e desvio padrão σ_1 e σ_2 , respectivamente. A função de decisão

Gaussiana para este caso toma a forma:

$$P(x | w_j) = p(x | w_j)P(w_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_j} \exp\left[-\frac{(x - \mu_j)^2}{2\sigma_j^2}\right]P(w_j) \quad (39)$$

onde os padrões agora são escalares, denotados por x . A superfície de decisão entre as duas classes é um simples ponto, denotado por x_0 . Se $P(w_1)=P(w_2)=1/2$, e a superfície de decisão no valor de x_0 for $p(x_0|w_1)=p(x_0|w_2)$, então o ponto x_0 será a intersecção das duas funções de densidade probabilidade.

Figura 34 – Variação das probabilidades à posteriori para $P(w_1) = 2/3$, $P(w_2)=1/3$.

Para o caso n-dimensional a Regra de Bayes assumirá a forma:

$$p(x | w_j) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |C_j|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(x - \mu_j)^T C_j^{-1} (x - \mu_j)\right] \quad (40)$$

onde

$$\mu_j = \frac{1}{N_j} \sum_{x \in w_j} x \quad (41)$$

$$C_j = \frac{1}{N_j} \sum_{x \in w_j} xx^T - t_j t_j^T \quad (42)$$

e a variável N_j será o número total de classes w_j existentes.

Desta forma tem-se que x é um vetor de observações para o aprendizado bayesiano de cada classe, tendo d -dimensões e w_j é um conjunto de N estados da natureza ou padrões que o representam, de forma que:

onde x_{ij} são os descritores que estão contidos no vetor x , e tem-se que a probabilidade à posteriori será o desvio da função densidade de probabilidade e da probabilidade à priori em relação à média das amostras do vetor de cada classe distinta.

A regra de decisão de Bayes ocorre pela máxima probabilidade à *posteriori*, ou critério MAP, onde a decisão será em favor da probabilidade que minimiza o erro (YOUNG & FU, 1986).

A decisão será favorável a w_1 caso ocorra

$$P(w_1 | x) > P(w_2 | x) \quad (43)$$

caso contrário será favorável a w_2 .

Outra forma de representar um classificador de padrões é em termos de suas funções discriminantes $g_i(x)$, $i=1,...,c$, onde x é um vetor de atributos passado para a função que mapeia os descritores em um valor de classificação.

$$g_i(x) > g_j(x) \quad (44)$$

onde

$$g_i(x) = \log p(x | w_i) + \log P(w_i) \quad (45)$$

Estas funções discriminantes representam o decisor bayesiano de maneira semelhante, somente colocando tudo de uma forma canônica. A função acima classificará $g_i(x)$ se este for maior $g_j(x)$, caso contrário escolherá $g_j(x)$.

Basicamente, o decisor bayesiano é uma máquina que computa c funções discriminantes e seleciona a categoria adequada ao maior valor discriminante, que corresponde à região onde o erro é mínimo e ótimo, denotando uma classificação em favor da máxima probabilidade à posteriori.

Vários modelos de distribuição podem ser utilizados, mas para efeito de simplificação aqui é usado a densidade gaussiana.

Desta maneira o classificador Bayesiano irá classificar os padrões baseados em suas variâncias e covariâncias e distribuições probabilísticas a partir de um conhecimento prévio e aplicações de características dos padrões a uma função de decisão, para o caso em que os padrões devem ser totalmente conhecidos.

O caso em que os padrões são totalmente conhecidos o aprendizado é supervisionado, sendo os valores incluídos pelo próprio usuário. Para o

caso em que os padrões não são totalmente conhecidos deve-se utilizar o aprendizado não supervisionado (DUDA & MORE, 1973).

O classificador de padrões usando funções discriminantes simplificado é posto em termos logarítmicos para simplificar o cálculo da função densidade, e é dado pela equação quadrática:

$$g_i(x) = -\frac{1}{2}(x - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1}(x - \mu_i) - \frac{d}{2} \log 2\pi - \frac{1}{2} \log |\Sigma_i| + \log P(w_i) \quad (46)$$

A Figura 35 ilustra o classificador de Bayes na forma de uma máquina computando várias funções discriminantes e passando através de um decisor de máxima probabilidade à posteriori:

Figura 35 – Representação gráfica do classificador de Bayes.

A função discriminante $g_i(x)$ possui três casos especiais que devem ser avaliados, com a vantagem muitas vezes de se poder transformar o classificador quadrático em linear eliminando termos da função de decisão. Da maneira que é colocada acima, a função discriminante gera superfícies de decisão hiperquadráticas, tornando-se impraticável para o caso em que se necessita separar o espaço de amostras em várias superfícies de

classificação, devido ao grande número de amostras necessárias.

2.9. Métodos de decisão teórica

As abordagens de decisão teórica para o reconhecimento baseiam-se na utilização de funções de decisão. Seja $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ um vetor de padrões n -dimensional. Para M classes de padrões $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m$, o problema básico em reconhecimento de padrões por decisão teórica é encontrar M funções de decisão $d_1(x), d_2(x), \dots, d_M(x)$, para verificar se o padrão x pertence à classe ω_i , então

$$d_i(x) > d_j(x) \quad j = 1, 2, \dots, M; \quad j \neq i \quad (47)$$

Contudo, um padrão desconhecido x pertence à i -ésima classe de padrões se a substituição de x em todas as funções de decisão fizer com que $d_i(x)$ tenha o maior valor numérico. Empates são resolvidos arbitrariamente, pelos valores de x para os quais

$$d_i(x) - d_j(x) = 0 \quad (48)$$

É comum identificar-se a fronteira de decisão entre duas classes pela função $d_{ij}(x) = d_i(x) - d_j(x) = 0$. Portanto, $d_{ij}(x) > 0$ para os padrões da classe ω_i e $d_{ij}(x) < 0$ para os padrões da classe ω_j (AH-SOON & TOMBRE, 2001).

2.10. O método *Match*

2.10.1. Classificador de distância mínima

Supondo-se que cada classe de padrões é representada por um vetor protótipo (ou médio):

$$m_i = \frac{1}{N} \sum_{x \in \omega_i} x \quad j = 1, 2, \dots, M \quad (49)$$

em que N_j é o número de vetores de padrões da classe ω_j e a soma é realizada sobre esses vetores. Uma maneira de definir a pertinência de um vetor x de padrões desconhecidos é atribuí-lo à classe de seu protótipo mais próximo. A distância euclidiana pode ser usada para determinar a proximidade, reduzindo o problema à computação das distâncias:

$$D_j(x) = \|x - m_j\| \quad j = 1, 2, \dots, M \quad (50)$$

em que $\|a\| = (a^T a)^{1/2}$ é norma euclidiana. Atribuímos, então, x à classe ω_i se $D_i(x)$ for a menor distância. Ou seja, a menor distância implica no melhor match nessa formulação. Não é difícil mostrar que isso é equivalente a avaliar as funções

$$d_j(x) = x^T m_j - \frac{1}{2} m_j^T m_j \quad j = 1, 2, \dots, M \quad (51)$$

e atribuir x à classe ω_i se $d_i(x)$ levar ao maior valor numérico. Essa formulação está de acordo com o conceito de função de decisão, como definido na equação 45.

A partir das equações 46 e 49, pode-se ver que a fronteira de decisão entre as classes ω_i e ω_j para o classificador de distância mínima é

$$d_{ij}(x) = d_i(x) - d_j(x) = x^T (m_i - m_j) - \frac{1}{2} (m_i - m_j)^T (m_i - m_j) = 0 \quad (52)$$

A superfície dada pela equação 50 é a bissetão perpendicular do segmento de linha entre m_i e m_j . Para $n=2$, a bissetão perpendicular é uma

tamanho $M \times N$, sendo que assume-se que $J \leq M$ e $K \leq N$. Embora a abordagem por correlação possa ser formulada na forma vetorial, o tratamento direto com uma imagem ou subimagem é mais intuitivo.

Figura 36 – Fronteira de decisão do classificador de mínima distância para Flores - *Iris versicolor* e *Iris setosa* (FISHER, 1936).

Em sua forma mais simples, a correlação entre $f(x,y)$ e $w(x,y)$ é

$$c(s,t) = \sum_x \sum_y f(x,y)w(x-s,y-t) \quad (54)$$

em que $s = 0, 1, 2, \dots, M-1$ e $t = 0, 1, 2, \dots, N-1$, e a soma é realizada sobre a região da imagem f e w se sobreponham. A Figura 37 ilustra esse procedimento, sendo que assume-se que a origem de $f(x,y)$ está o topo a esquerda e a de $w(x,y)$ em seu centro. Para qualquer valor de (s,t) dentro de $f(x,y)$, a aplicação da equação 54 leva a um valor c . Na medida que s e t são

varridos, $w(x,y)$ é movido na área da imagem, fornecendo uma função $c(s,t)$. O valor máximo de $c(s,t)$ indica a posição em que $w(x,y)$ melhor se casa com $f(x,y)$. Notando-se que perde precisão para valores de s e t perto das bordas de $f(x,y)$, com a amplitude do erro sendo proporcional ao tamanho de $w(x,y)$.

A função da correlação dada na equação 54 possui a desvantagem de ser sensível a mudanças na amplitude de $f(x,y)$ e de $w(x,y)$. Como exemplo, se dobrar todos os valores de $f(x,y)$, dobra-se todos os valores de $c(s,t)$. Uma abordagem freqüentemente usada para evitar essa dificuldade é realizar o *math* através do coeficiente de correlação, definido na equação 55.

$$\gamma(s,t) = \frac{\sum_x \sum_y [f(x,y) - \bar{f}(x,y)][w(x-s,y-t) - \bar{w}]}{\left\{ \sum_x \sum_y [f(x,y) - \bar{f}(x,y)]^2 \sum_x \sum_y [w(x-s,y-t) - \bar{w}]^2 \right\}^{1/2}} \quad (55)$$

em que $s = 0, 1, 2, \dots, M-1$ e $t = 0, 1, 2, \dots, N-1$, $\bar{w}$ é o valor dos pixels em $w(x,y)$ (computando apenas uma vez), $\bar{f}(x,y)$ é o valor médio de $f(x,y)$ na região coincidente com a posição corrente de w , e as somas são realizadas sobre as coordenadas comuns, tanto a f como a w . O coeficiente de correlação (s,t) tem sua escala no intervalo -1 a 1 , independente de mudanças na amplitude de $f(x,y)$ e $w(x,y)$.

Este método de *math* por correlação foi utilizado por Cruvinel e colaboradores (CRUVINEL et al., 1999), para reconhecimento de padrões de gotas de chuva. Entretanto, foi observada a necessidade de melhorias, razão pela qual o mesmo constitui-se base para avaliação comparativa como um novo método de análise, desenvolvido neste trabalho, baseado em reconhecimento de padrões utilizando transformada rápida de Hough para objetos circulares.

Figura 37 – Arranjo para a obtenção da correlação de $f(x,y)$ e $w(x,y)$ no ponto (s,t) .

Capítulo 3.

Desenvolvimento e implementação do método para detecção de volume de gotas de chuva natural e artificial utilizando a transformada rápida de Hough para objetos circulares.

Neste capítulo são apresentadas técnicas avançadas da transformada de Hough e o detalhamento da metodologia desenvolvida na implementação do sistema para detecção de volume de gotas de chuva natural e artificial utilizando a transformada rápida de Hough para objetos circulares.

3.1. Transformada de Hough para objetos circulares com o uso de *Backmapping*

A transformada de Hough apresenta no seu modo geral uma falha que é a geração de falsos picos. Esses picos seriam pontos (circunferências no espaço de imagem) que na realidade são decorrentes de pixels vizinhos do raio central da circunferência, os quais geram altos valores no arranjo acumulador fazendo com que surjam circunferências que na realidade não existem.

Proposto por Gering e Klein (GERING & KLEIN, 1986), a técnica conhecida como *Backmapping* proporciona meios para reduzir os falsos picos, que geralmente são encontrados na transformada de Hough. Essa técnica consiste na realização da transformada de Hough produzindo um arranjo acumulador (Acc), seguida da repetição do cálculo da Transformada de Hough sobre a mesma imagem de entrada. O arranjo acumulador (Acc) é procurado em cada circunferência formada, definindo o segundo arranjo

acumulador (Acc2) incrementando apenas alguns picos. Do *Backmapping* pode facilmente se estender para outras parametrizações, onde tem-se a formulação da geração do arranjo acumulador para a transformada de Hough circular.

3.1.1. Geração do arranjo acumulador

A equação 56 representa a formulação matemática do arranjo acumulador tridimensional

$$\sum_{x=0}^D \sum_{y=0}^E \sum_{r=rini}^{rfim} \text{arranjo}(a,b,r) = \begin{cases} 1 & \text{se } f(x,y) = 255 \\ 0 & \text{se } f(x,y) = 0 \end{cases} \quad (56)$$

onde:

$$a = x - \cos(\theta)$$

$$b = y - \sin(\theta)$$

$$r = [rmin, rmax]$$

D = largura da imagem

E = altura da imagem

arranjo = arranjo acumulador gerado

f(x,y) = um píxel da imagem

no *Backmapping* pode-se estender a seguinte formulação para sua geração

$$\sum_a \sum_b \sum_{rini}^{rfim} \text{arranjo}_2(\max_a, \max_b) = \begin{cases} 1 & \text{se } \max(\text{arranjo}(a,b,r)) \\ 0 \end{cases} \quad (57)$$

onde:

max_a e max_b = valor máximo de a computado pelo max(arranjo(a,b,r));

arranjo₂ = novo arranjo acumulador, inicialmente vazio;

Max_Acc = maior valor do arranjo acumulador, inicialmente com valor – 10.000, para que ao iniciar a execução do algoritmo, o faça assumindo o primeiro valor do arranjo acumulador.

O pseudo-código para estruturação do arranjo acumulador é descrito na Figura 38:

```

Para cada ponto xy no arranjo acumulador tridimensional faça
Begin
    Max_Acc = -10.000;
    Raio_Acumuc = 0;
    Para (i = raio_ini até raio_fim – 1) faça (2)
    Inicio
        Se Acc(xy) > Max_Acc então
        Inicio
            Max_Acc = Acc(xy);
            Raio_Acumuc = i;
        Fim (Se)
    Fim (Para 2)
    Acc2 = Max_Acc;
    Acc_Raio = Raio_Acumuc;
End (Para)

```

Figura 38 – Pseudo-código do *Backmapping* (GERING & KLEIN, 1986)

A Figura 39(a) apresenta uma imagem de circunferências e a Figura 39(b) a sua respectiva transformada de Hough usando *Backmapping*. A eficácia deste pós-processamento filtrando os ruídos é evidente, marcando a reconstrução de circunferências de forma mais robusta para a escolha dos valores de limiar.

Figura 39 – Uma imagem com circunferências (a), e o arranjo acumulador obtido do algoritmo da Transformada de Hough com *Backmapping* mostrando como é plotado em 3D (b). Deverá ser observado que valores acumulados são representados por picos na figura (b).

3.1.2 Problemas com a transformada de Hough Circular

Para se entender completamente a transformada de Hough circular, princípios básicos e suas falhas, é importante ter-se uma atenção especial para o modo como as circunferências segmentadas são mapeadas no espaço de parâmetro discreto em cada algoritmo específico. (OLSON, 1998), (PERANTONIS et al., 1999).

A transformada de Hough envolve mapeamento de pixels da imagem com um espaço de parâmetro espacialmente quantizado (arranjo acumulador), isto é, cada pixel da imagem define uma circunferência no espaço de parâmetro e todos os pontos do arranjo acumulador nesta faixa de parâmetros serão incrementados. Conseqüentemente, intersecções entre tais faixas aparecem como picos no arranjo acumulador, assim indicando possíveis exemplos de circunferência segmentadas na imagem. A principal falha da transformada de Hough é que este mapeamento é degenerado, no sentido que é impossível recuperar uma circunferência segmentada no parâmetro do respectivo pico detectado. O principal problema é que as

grandes circunferências segmentadas definem pequenas intersecções dentro de grandes intersecções definidas pelas menores circunferências segmentadas, como mostrado na Figura 40. Certamente como poderia ser esperado, a intersecção no arranjo acumulador não é 1 para 1 correspondente com as circunferências segmentadas. Entretanto, é praticamente impossível recuperar os raios finais das circunferências segmentadas considerando somente os picos no arranjo acumulador.

Figura 40 – A imagem (a) apresenta uma intersecção de circunferências e a imagem (b) a transformada de Hough da imagem (a), note que nos pontos de intersecção entre as circunferências existem muitas circunferências dificultando a detecção do raio para o reconhecimento de cada uma. Em (c), o resultado do Backmapping apresenta somente os picos centrais de cada circunferência (escala de tons foi invertida para facilitar a visualização).

O problema é agravado pelo fato das intersecções serem usualmente mapeadas dentro de picos no arranjo acumulador. Em outras palavras, pode

ser verificado que dada à forma irregular das intersecções, nenhuma prova do espaço de parâmetros pode ser obtida usando um entrelaçamento de circunferências de tal modo a se encontrar o raio. Enquanto um grande agrupamento de circunferências implica que algumas intersecções não serão mostradas, caracterizando a sub-amostra do espaço de parâmetros. Uma intersecção ideal tende para algumas amostras de muitos raios que são mostrados mais de uma vez (sub-amostra). As intersecções irregulares não podem ser usadas para executar amostras ideais de raios. Para resolver este problema é necessário um algoritmo da transformada de Hough sofisticado, incluindo técnica de *Backmapping* e a análise da vizinhança.

O uso do *Backmapping* colabora para a resolução dos problemas apresentados anteriormente, na utilização do algoritmo básico da transformada de Hough circular. Para o aperfeiçoamento desta técnica utiliza-se um limar e a análise da vizinhança dos picos próximos resultantes do *Backmapping*. Assim, encontrando a média entre esses picos e gerando com isso apenas um pico com o valor na média eliminou-se os falsos picos no arranjo acumulador e conseqüentemente, obteve-se um raio central.

A formulação da seleção de picos pelo máximo da vizinhança é descrita como:

$$\sum_a \sum_b \max \left(\sum_{i=-v}^v \sum_{j=-v}^v \text{arranjo}_2(a+i, b+j) \right) \quad (58)$$

onde:

v = região de vizinhança.

Tendo obtido os raios centrais detecta-se as circunferências na imagem original mesmo que estas possuam raios diferentes. Varrendo-se um intervalo de raios, obtem-se seus arranjos acumuladores e encontram-se

os picos mais relevantes em cada um.

3.2. Análise de conectividade

A definição de um alto pico no arranjo acumulador é o resultado dos picos do arranjo acumulador com intensidade igual ao número de pontos na imagem, formando a faixa de parâmetros. Como descrito em Costa e César, (COSTA & CÉSAR, 2000). Desta maneira valores globais não expressam a conectividade do pico da imagem, um conjunto escasso de pontos, ou um conjunto de linhas segmentadas colineares (Figura 41) traçam um pico no arranjo acumulador, até mesmo se os picos correspondentes para uma linha segmentada na imagem não provê nenhuma informação sobre seus pontos finais. Estudou-se uma simples aproximação, ou seja, uma análise de conectividade de picos de um grande faixa, capaz de minimizar todos estas faltas. (ATIQUEZZAMAN & AKHTAR, 1995; AGRAWAL et al., 1996; ATIQUEZZAMAN, 1992; CHATZIS & PITAS, 1997; OLSON, 1998).

O algoritmo de análise de conectividade envolve projeções de pontos dentro de cada grande faixa diretamente definida de cada pico do arranjo acumulador com um vetor (h), como ilustrado na Figura 41 Esta projeção tem sido feita em termos do ângulo normal da direção da faixa, como especificado:

Se $45^\circ \leq \theta \leq 135^\circ$ projete sobre o eixo x

Senão projete sobre o eixo y

Estas projeções são feitas enquanto procura-se os pontos dentro de cada grande faixa. Uma vez, que um vetor é projetado, conseqüentemente o vetor h é obtido contendo um intervalo pequeno ou uma equação para um valor max_inter , que é especificado pelo usuário e o intervalo é completado com valores. É desconsiderado, se uma conectividade executa valores menores que um valor mínimo especificado, min_comprimento . A

implementação básica do procedimento de gap-filling esta descrito em pseudo-código na Figura 42 (COSTA & CÉSAR, 2000).

Figura 41 – A célula do arranjo acumulador definindo uma grande faixa nesta imagem contendo um pico com intensidade igual aos pontos de fundo incidentes na faixa se são conectados ou não. É possível considerar a projeção de pontos dentro da faixa em ordem para obter informações sobre a conectividade e pontos finais das linhas (COSTA & CÉSAR, 2000).

Observando que embora o algoritmo assuma que as linhas nunca iniciam ou terminam para as bordas da imagem, pode ser facilmente estendido para enfrentar situações onde isto não é verificado. Além disso, para muitos resultados semelhantes, o intervalo limiar deverá ter um contador de ângulos normais assim que os intervalos tenham algum comprimento para alguma inclinação.

Um exemplo de uma implementação do procedimento para remover grupos conectados de pixels menores que `min_comprimento` está presente no algoritmo apresentado na Figura 43.

Observa-se que sobre dois algoritmos tem se aplicada esta respectiva ordem, isto é, os grandes intervalos devem preceder a eliminação de pequenos grupos. Uma vez que o vetor `h` tenha sido processado, a grande

faixa na nova imagem é formada, fazendo com que somente esses conjuntos de pontos sejam projetados no vetor. A Figura 44 apresenta um exemplo da aplicação sobre o procedimento, incluindo a imagem original (a), a reconstrução direta (b), e a reconstrução depois da análise de conectividade (c). Devera ser observado que os valores dos parâmetros *max_inter* e *min_comprimento* devem ser fixados para cada aplicação específica, levando-se em conta o tipo de linha e ruídos presentes na imagem. Sobre o exemplo adotado os valores especificados foram *max_inter* = 4 e *min_comprimento* = 5.

```

Contador=0;
FI = 0;
Para i=2 até N faça
  Inicio
  Se (h-1)=1 e (h(i)=0) Então
    Inicio
      FI=1; Se Contador<max_intev Então
        Inicio
          Para K=i-Contador para i-1 faça
            H(k)=1;
          Fim (Se)
        Fim (Se)
      Se FI=1
        Então Contador=Contador + 1;
    Fim (Para)

```

Figura 42 – Algoritmo Gap Filling

Uma vez que um vetor de projeção *h* tenha sido checado pelo mínimo intervalo e menor grupo de extração, as extremidades das linhas definidas podem ser facilmente determinadas, como descrita no pseudo-código

apresentado na Figura 45.

```

Contador=0;
FI = 0;
Para i=2 até N faça
  Inicio
  Se (h-1)=1 e (h(i)=1) Então
    Inicio
      FI=0;
      Se Contador<min_comprimento Então
        Inicio
          Para K=i-Contador para i-1 faça
            H(k)=0;
          Fim (Se)
          Contador=0;
        Fim (Se)
      Se FI=1
        Então Contador=Contador + 1;
    Fim (Para)
  Fim (Para)

```

Figura 43 – Algoritmo para eliminação de pequenos grupos .

No algoritmo apresentado na Figura 45 o procedimento store armazena linha segmentada obtida com uma lista de linhas segmentadas. Observa-se que é suficiente para armazenar somente as coordenadas projetadas das extremidades, como outras coordenadas podem ser obtidas considerando o armazenamento normal pelos parâmetros th e rh das respectiva grandes faixas. De fato, já que dois pontos nas extremidades não definem uma única linha segmentada na ortogonal entrelaçada, torna-se muito precisa para representar uma linha segmentada em termos de

coordenadas projetadas destas extremidades e parâmetros normais. Então, uma linha será representada e armazenada em termos do vetor $DSLS = (\theta, \rho, sl_start, sl_end)$. Observa-se que o tipo de projeção (sobre os eixos x ou y) podem ser imediatamente dados pela inspeção do valor de θ .

Para o problema de reconhecimento de padrões de gotas de chuva, observou-se após a sequência de imagens analisadas que as questões emergentes de conectividade são diretamente resolvidas pelo uso da transformada rápida de Hough circular, a qual obtem-se por simetria a circunferência completa independente de pontos iniciais e finais que estão relacionados a questão da conectividade.

Figura 44 – A imagem original (a), e a reconstrução depois a análise de conectividade (b) e considerando $max_inter = 4$ e $min_comprimento = 5$ (c).

Este fato viabilizou uma otimização adicional no sistema devido as simplificações decorrentes.

```

Para i=1 até N faça
  Início
    Se  $(h(i-1)=1)$  e  $(h(i)=0)$ 
      Então  $sl\_start=i$ ;
    Se  $(h(i-1)=1)$  e  $(h(i)=1)$  Então
      Início
         $sl\_end=i$ ;
        store( $sl\_start, sl\_end, th, rh$ );
      Fim(Se)
  Fim(Para)
  
```

Figura 45 – Algoritmo de Detecção de Extremidade.

3.3. Metodologia utilizada para a realização do algoritmo proposto

Na etapa da aquisição de imagem, como o próprio nome diz, as imagens são obtidas por um sistema de captura com uma câmera de vídeo, onde utiliza-se uma placa de captura para digitalização de imagens presentes em uma placa de petri, ou um scanner de alto desempenho para digitalização de imagens presentes em papel hidro-sensível. Na Figura 46 é apresenta-se um exemplo de gotas de água com diferentes volumes em uma placa de petri contendo óleo mineral com alta viscosidade.

Na Figura 47 é apresentado um exemplo de gotas de herbicida com diferentes volumes em um papel hidro-sensível, utilizado em processos de pulverização.

As placas de petri são mais utilizadas para a análise de gotas de

chuva em sistemas de irrigação e o papel hidro-sensível para gotas de pulverização.

O papel hidro-sensível é um papel especial que muda de cor quando em contato com as gotas de água, que fazem marcas que são necessárias para a análise do volume de gotas (WANG & PURPPACHER, 1977).

Após a aquisição da imagem, é feito a abertura da mesma para seu processamento. A seguir é detectado se existe ruídos na imagem. Caso exista é feito um pré-processamento e realizado a eliminação de ruídos na imagem capturada, na qual pode ser utilizado tanto o filtro da media como o filtro mediano.

Se a análise for com papel hidro-sensível deve-se fazer um *zoom* para aumentar a imagem e melhorar a visualização das gotas a serem analisadas. Este zoom foi feito com a digitalização do papel hidro-sensível em um software de tratamento de imagens com uma resolução de 300 dpi, ficando a imagem pronta para a análise. O apêndice X ilustra um algoritmo para Zoom desenvolvido com técnica wavelets, o qual é parte deste trabalho.

Figura 46 – Placa de petri com gotas de chuvas em óleo (CRUVINEL et al., 1999).

Figura 47 – Papel hidro-sensível, as gotas de água marcam o papel sensível.

A partir da etapa anterior a imagem é limiarizada para separar o que é fundo e o que é gota e tirar os ruídos restritos, que ainda possam existir, para a realização da transformada de Hough.

A Figura 48 ilustra em diagrama de blocos a estrutura do sistema desenvolvido para a análise do volume de gotas utilizando a transformada circular rápida de Hough.

A etapa de segmentação da imagem consiste na detecção de bordas utilizando o operador Laplaciano para destacar de forma mais precisa as circunferências formadas preparando as imagens para as próximas etapas do processamento.

Na Figura 49 é apresentado um exemplo de imagem de entrada com a etapa de limiarização utilizada a priori da realização da detecção de bordas.

A próxima etapa consiste na utilização do filtro Laplaciano para

detectar as bordas de todas as gotas do papel hidro-sensível, para a realização da transformada de Hough conforme apresentado na Figura 50.

Figura 48 - Diagrama de blocos da estrutura do sistema para análise do volume de gotas utilizando a transformada circular rápida de Hough, *Backmapping* e análise de vizinhança.

Figura 49 – Limiarização da imagem de entrada(papel hidro-sensível)

A etapa da transformada de Hough Circular viabiliza a obtenção de dados da imagem, nas posições: horizontal e vertical mapeando para o espaço de parâmetros. Na seqüência gera-se o arranjo acumulador com as informações de linha, coluna e raio que são informados pela transformada de Hough e definindo um espaço de parâmetros de transformação tridimensional, como demonstrado na Figura 51. Nesta figura é apresentado um exemplo onde o espaço de parâmetros é definido pelas variáveis paramétricas (a, b, raio) que mapeiam um ponto da imagem (x, y) para uma circunferência no arranjo acumulador (a, b, raio) .

Como explicado anteriormente, existem problemas nesta etapa de realização de transformada de Hough pelo fato do aparecimento de falsos picos no arranjo acumulador e detectarem gotas inexistentes. Para resolver este problema de falsos picos é realizado o método de *Backmapping*

(COSTA & CÉSAR, 2000) onde é gerado um segundo arranjo acumulador, ou seja, um arranjo acumulador somente com os dados dos picos do primeiro arranjo acumulador. Neste segundo arranjo utiliza-se somente informações de linha e coluna, sem a necessidade do valor do raio, sendo assim é um arranjo acumulador bidimensional, como demonstrado no algoritmo da figura 51.

Figura 50 – Filtro laplaciano para detectar todas as gotas existentes.

A Figura 52 apresenta um exemplo onde é feito à transformada de Hough do arranjo acumulador tridimensional e insere-se os valores no novo arranjo acumulador que é o bidimensional, mudando a definição do espaço de parâmetros somente pelas variáveis paramétricas (a,b).

Transformada de Hough para objetos circulares

Begin

Inteiro acumulador(max(a)+max(raio)/2,max(b)
+max(raio)/2, max(raio));

Para f(x,y) faça (1)

Begin

Se pixel diferente de 0 Então

Begin

Para (raio começando de raio inicial até o raio ser menor que
o raio final) faça (3)

Begin

Para (teta = 0 até teta menor 360) faça (4)

Begin

a = x – raio * cosseno[teta];

b = y – raio * seno[teta];

a = a + deslocamento de x;

b = b + deslocamento de y;

acumulador(a,b,raio) = acumulador(a,b,raio)+1;

End; (faça 4)

End; (faça 3)

End; (Se)

End; (faça 1)

End.

Figura 51 – Algoritmo da Transformada de Hough para objetos circulares

Backmapping

Begin

int max_acc = -10000;

int max_a=0, max_b=0;

Para f(x,y) faça (1)

Begin

Se pixel diferente de 0 Então

Begin

Para (raio começando de raio inicial até o raio ser menor que o raio final) faça (3)

Begin

Para (teta = 0 até teta menor 360) faça (4)

Begin

a = x – raio * cosseno[teta];

b = y – raio * sen[teta];

a = a + deslocamento de x;

b = b + deslocamento de y;

Se (acumulador(valor do arranjo acumulador na posição(a,b,raio)) > max_acc)

Begin

max_acc=acumulador(valor do arranjo acumulador na posição(a,b,raio));

max_a=a;

max_b=b;

End; (Se)

End; (faça 4)

End; (faça 3)

End; (Se)

acc2(max_a, max_b) = acc2(max_a, max_b)+1;

max_acc=-10000;

End; (faça 1)

End.

Figura 52 – Algoritmo do *Backmapping*

No processo de análise não são detectadas todas as gotas que aparecem na imagem de uma só vez, pois por elas diversificarem em tamanho, o sistema apresentou uma performance melhor em um alto limiar para o Backmapping. O processo é feito por etapas como ilustram as Figuras 53, 54 e 55.

Figura 53 – Primeira parte das etapas de detecção de gotas com imagens de (a) a (f), onde as figuras da esquerda mostram as gotas identificadas com uma circunferência branca e as figuras da direita representam o threshold mostrando que vai apagando as gotas detectadas e refazendo a transformada para ir detectando as gotas gradualmente.

Figura 54 – Parte intermediária das etapas de detecção de gotas com imagens de (g) a (o), onde as figuras da esquerda mostram as gotas identificadas com uma circunferência branca e as figuras da direita representam o threshold mostrando que vai apagando as gotas detectadas e refazendo a transformada para ir detectando as gotas gradualmente.

Figura 55 – Última parte das etapas de detecção de gotas com imagens de (p) a (u), onde as figuras da esquerda mostram as gotas identificadas com uma circunferência branca e as figuras da direita representam o threshold mostrando que vai apagando as gotas detectadas e refazendo a transformada para ir detectando as gotas gradualmente e finalizando.

Nas Figura 53, 54 e 55 observam-se também as quebras de clusters onde em uma imagem é detectado uma parte do cluster e em uma nova

análise, as partes que o complementam. Isto facilitou a identificação dos mesmos.

Após a detecção e reconhecimento dos padrões de gotas o sistema fornece o cálculo da quantidade de gotas e seu respectivo volume, juntamente com o DMV (Diâmetro Mediano Volumétrico), DMN (Diâmetro Médio Numérico) e área coberta.

Capítulo 4.

Resultados e Conclusões

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos com o uso do sistema para detecção de volume de gotas de chuva natural e artificial baseado em transformada rápida de Hough para objetos circulares. Também são apresentados tópicos referentes a sua aferição, resolução, sensibilidade, reprodutibilidade e precisão, bem como sua comparação com um sistema de reconhecimento de padrões baseado em correlação em frequência e método manual.

4.1 – Testes para validação do sistema desenvolvido

Para a calibração do sistema implementado foram geradas imagens com padrões circulares a partir de raio $1\text{ }\mu\text{m}$ até um tamanho máximo aceito pelo papel hidro-sensível, ou seja, de $85\text{ }\mu\text{m}$ conforme ilustrado na Figura 56.

Figura 56 – Padrões de imagens para calibração do sistema de medida, onde (a) representa o menor tamanho (raio de $1\text{ }\mu\text{m}$) e (b) o maior tamanho (raio de $85\text{ }\mu\text{m}$).

Neste estudo de caso para validação dos padrões foram avaliados em intervalos de 17 em 17 imagens formando-se cinco tabelas (tabelas 5, 7, 9, 11 e 13) com os resultados de erro absoluto verdadeiro, erro absoluto aparente, erro relativo, erro percentual, erro percentual médio, desvio médio, desvio padrão, variância e erro tolerável.

Tabela 5 – Dados gerados das imagens analisadas no intervalo de 1 à 17.

Análise de dados com padrões gerados					
Intervalo: raios de 1 μm à 17 μm					
Raio do padrão de gota determinado através do H-Sprinkle	Raio do padrão de gota gerado para calibração	Erro Verdadeiro	Erro Aparente	Erro Relativo	Erro Porcentual
1,112	1,000	0,112	0,112	0,112	11,200
2,222	2,000	0,222	0,222	0,111	11,100
3,214	3,000	0,214	0,214	0,071	7,133
4,314	4,000	0,314	0,314	0,079	7,850
5,312	5,000	0,312	0,312	0,062	6,240
6,414	6,000	0,414	0,414	0,069	6,900
7,145	7,000	0,145	0,145	0,021	2,071
8,157	8,000	0,157	0,157	0,020	1,963
9,112	9,000	0,112	0,112	0,012	1,244
10,147	10,000	0,147	0,147	0,015	1,470
11,214	11,000	0,214	0,214	0,019	1,945
12,021	12,000	0,021	0,021	0,002	0,175
13,010	13,000	0,010	0,010	0,001	0,077
14,002	14,000	0,002	0,002	0,000	0,014
15,110	15,000	0,110	0,110	0,007	0,733
16,004	16,000	0,004	0,004	0,000	0,025
17,200	17,000	0,200	0,200	0,012	1,176

A tabela 6 ilustra uma síntese da análise realizada e apresentada na tabela 5.

Tabela 6 – Síntese da análise para padrões circulares na faixa de 1 μm à 17 μm .

Medidas	
Erro Médio Percentual %:	3,607
Desvio Médio:	0,159
Desvio Quadrático Médio:	0,114
Desvio Padrão:	0,118
Variância:	0,014
Erro Tolerável:	0,041

Tabela 7 – Dados gerados das imagens analisadas no intervalo de 18 à 34.

Análise de dados com padrões gerados					
Intervalo: raios de 18 μm à 34 μm .					
Raio do padrão de gota determinado através do H-Sprinkle	Raio do padrão de gota gerado para calibração	Erro Verdadeiro	Erro Aparente	Erro Relativo	Erro Porcentual
18,421	18,000	0,421	0,421	0,023	2,339
19,001	19,000	0,001	0,001	0,000	0,005
20,140	20,000	0,140	0,140	0,007	0,700
21,470	21,000	0,470	0,470	0,022	2,238
22,220	22,000	0,220	0,220	0,010	1,000
23,874	23,000	0,874	0,874	0,038	3,800
24,587	24,000	0,587	0,587	0,024	2,446
25,498	25,000	0,498	0,498	0,020	1,992
26,547	26,000	0,547	0,547	0,021	2,104
27,854	27,000	0,854	0,854	0,032	3,163
28,431	28,000	0,431	0,431	0,015	1,539
29,756	29,000	0,756	0,756	0,026	2,607
30,598	30,000	0,598	0,598	0,020	1,993
31,789	31,000	0,789	0,789	0,025	2,545
32,547	32,000	0,547	0,547	0,017	1,709
33,220	33,000	0,220	0,220	0,007	0,667
34,874	34,000	0,874	0,874	0,026	2,571

A tabela 8 ilustra uma síntese da análise realizada e apresentada na tabela 7.

Tabela 8 – Síntese da análise para padrões circulares na faixa de 18 μm à 34 μm .

Medidas	
Erro Médio Percentual %:	1,970
Desvio Médio:	0,519
Desvio Quadrático Médio:	0,256
Desvio Padrão:	0,264
Variância:	0,070
Erro Tolerável:	0,209

Tabela 9 – Dados gerados das imagens analisadas no intervalo de 35 à 51.

Análise de dados com padrões gerados					
Intervalo: raios de 35 μm à 51 μm					
Raio do padrão de gota determinado através do H-Sprinkle	Raio do padrão de gota gerado para calibração	Erro Verdadeiro	Erro Aparente	Erro Relativo	Erro Porcentual
35,123	35,000	0,123	0,123	0,004	0,35
36,234	36,000	0,234	0,234	0,007	0,65
37,568	37,000	0,568	0,568	0,015	1,54
38,221	38,000	0,221	0,221	0,006	0,58
39,112	39,000	0,112	0,112	0,003	0,29
40,345	40,000	0,345	0,345	0,009	0,86
41,124	41,000	0,124	0,124	0,003	0,30
42,221	42,000	0,221	0,221	0,005	0,53
43,112	43,000	0,112	0,112	0,003	0,26
44,121	44,000	0,121	0,121	0,003	0,28
45,321	45,000	0,321	0,321	0,007	0,71
46,741	46,000	0,741	0,741	0,016	1,61
47,144	47,000	0,144	0,144	0,003	0,31
48,454	48,000	0,454	0,454	0,009	0,95
49,121	49,000	0,121	0,121	0,002	0,25
50,147	50,000	0,147	0,147	0,003	0,29
51,141	51,000	0,141	0,141	0,003	0,28

A tabela 10 ilustra uma síntese da análise realizada e apresentada na tabela 9.

Tabela 10 – Síntese da análise para padrões circulares na faixa de 35 μm à 51 μm .

Medidas	
Erro Médio Percentual %:	0,590
Desvio Médio:	0,250
Desvio Quadrático Médio:	0,175
Desvio Padrão:	1,183
Variância:	0,033
Erro Tolerável:	0,098

Tabela 11 – Dados gerados das imagens analisadas no intervalo de 52 à 68.

Análise de dados com padrões gerados					
Intervalo: raios de 52 μm à 68 μm					
Raio do padrão de gota determinado através do H-Sprinkle	Raio do padrão de gota gerado para calibração	Erro Verdadeiro	Erro Aparente	Erro Relativo	Erro Porcentual
52,252	52,000	0,252	0,252	0,005	0,485
53,258	53,000	0,258	0,258	0,005	0,487
54,245	54,000	0,245	0,245	0,005	0,454
55,987	55,000	0,987	0,987	0,018	1,795
56,541	56,000	0,541	0,541	0,010	0,966
57,757	57,000	0,757	0,757	0,013	1,328
58,641	58,000	0,641	0,641	0,011	1,105
59,412	59,000	0,412	0,412	0,007	0,698
60,222	60,000	0,222	0,222	0,004	0,370
61,797	61,000	0,797	0,797	0,013	1,307
62,014	62,000	0,014	0,014	0,000	0,023
63,210	63,000	0,210	0,210	0,003	0,333
64,011	64,000	0,011	0,011	0,000	0,017
65,222	65,000	0,222	0,222	0,003	0,342
66,666	66,000	0,666	0,666	0,010	1,009
67,000	67,000	0,000	0,000	0,000	0,000
68,306	68,000	0,306	0,306	0,004	0,450

A tabela 12 ilustra uma síntese da análise realizada e apresentada na tabela 11.

Tabela 12 – Síntese da análise para padrões circulares na faixa de 52 μm à 68 μm .

Medidas	
Erro Médio Percentual %:	0,657
Desvio Médio:	0,385
Desvio Quadrático Médio:	0,288
Desvio Padrão:	0,297
Variância:	0,088
Erro Tolerável:	0,264

Tabela 13 – Dados gerados das imagens analisadas no intervalo de 69 à 85.

Análise de dados com padrões gerados					
Intervalo: raios de 68 μm à 85 μm					
Raio do padrão de gota determinado através do H-Sprinkle	Raio do padrão de gota gerado para calibração	Erro Verdadeiro	Erro Aparente	Erro Relativo	Erro Porcentual
69,211	69,000	0,211	0,211	0,003	0,306
70,001	70,000	0,001	0,001	0,000	0,001
71,045	71,000	0,045	0,045	0,001	0,063
72,013	72,000	0,013	0,013	0,000	0,018
73,214	73,000	0,214	0,214	0,003	0,293
74,258	74,000	0,258	0,258	0,003	0,349
75,145	75,000	0,145	0,145	0,002	0,193
76,214	76,000	0,214	0,214	0,003	0,282
77,111	77,000	0,111	0,111	0,001	0,144
78,321	78,000	0,321	0,321	0,004	0,412
79,124	79,000	0,124	0,124	0,002	0,157
80,145	80,000	0,145	0,145	0,002	0,181
81,674	81,000	0,674	0,674	0,008	0,832
82,666	82,000	0,666	0,666	0,008	0,812
83,141	83,000	0,141	0,141	0,002	0,170
84,154	84,000	0,154	0,154	0,002	0,183
85,654	85,000	0,654	0,654	0,008	0,769

A tabela 14 ilustra uma síntese da análise realizada e apresentada na tabela 13.

Tabela 14 – Síntese da análise para padrões circulares na faixa de 69 μm à 85 μm .

Medidas	
Erro Médio Percentual %:	0,397
Desvio Médio:	0,315
Desvio Quadrático Médio:	0,212
Desvio Padrão:	0,218
Variância:	0,048
Erro Tolerável:	0,143

Segundo Timoner e colaboradores (TIMONER et al., 1977), um bom resultado em processos de medição é obtido quando o erro médio padrão tem um valor inferior a 5%. Os resultados apresentados nas Tabelas 6, 8, 10, 12 e 14 levaram a valores de erros médios percentuais de respectivamente 3,61%, 1,97%, 0,59%, 0,66% e 0,40%.

4.2 – Avaliação do sistema desenvolvido com um sistema que utiliza o método de correlação em frequência para reconhecer os padrões de gotas.

Neste tópico, são apresentados comparativos dos testes realizados com o mesmo conjunto de padrões gerados para calibração, considerando o sistema desenvolvido (Sistema A) e um método baseado em reconhecimento de padrões por correlação em frequência (Sistema B)

Os padrões foram avaliados em intervalos por tamanho de raio, tendo sido feitas análises para os sistemas A e B. Adicionalmente foram obtidos os coeficientes de correlação linear para os intervalos analisados e desvio padrão.

A Figura 57 ilustra os resultados obtidos para gotas com raios de intervalo de 1 à 17 μm dos sistemas A e B. Os resultados obtidos indicam para os sistemas A e B respectivamente coeficientes de correlação linear de 0,999 e 0,990, bem como desvios padrões de 0,118 e 0,727.

Figura 57 – Análise com regressão linear para padrões de gotas no intervalo de 1 à 17 μm .

A Figura 58 ilustra os resultados obtidos para gotas com raios de intervalo de 18 à 34 μm dos sistemas A e B. Os resultados obtidos indicam para os sistemas A e B respectivamente coeficientes de correlação linear de 0,999 e 0,995, bem como desvios padrões de 0,264 e 0,539.

Figura 58 – Análise com regressão linear para padrões de gotas no intervalo de 18 à 34 μm .

A Figura 59 ilustra os resultados obtidos para gotas com raios de intervalo de 35 à 51 μm dos sistemas A e B. Os resultados obtidos indicam para os sistemas A e B respectivamente coeficientes de correlação linear de 0,999 e 0,996, bem como desvios padrões de 0,183 e 0,585.

Figura 59 – Análise com regressão linear para padrões de gotas no intervalo de 35 à 51 μm .

A Figura 60 ilustra os resultados obtidos para gotas com raios de intervalo de 52 à 68 μm dos sistemas A e B. Os resultados obtidos indicam para os sistemas A e B respectivamente coeficientes de correlação linear de 0,998 e 0,996, bem como desvios padrões de 0,297 e 0,723.

Figura 60 – Análise com regressão linear para padrões de gotas no intervalo de 52 à 68 μm .

A Figura 61 ilustra os resultados obtidos para gotas com raios de intervalo de 69 à 85 μm dos sistemas A e B. Os resultados obtidos indicam para os sistemas A e B respectivamente coeficientes de correlação linear de 0,999 e 0,913, bem como desvios padrões de 0,218 e 2,431.

Figura 61 – Análise com regressão linear para padrões de gotas no intervalo de 69 à 85 μm .

Os resultados obtidos apresentados nas Figuras 57, 58, 59, 60 e 61 indicam que o sistema desenvolvido apresenta um diferencial em relação ao sistema de match por correlação no que tange o reconhecimento de gotas nos intervalos: 1 a 3 e de 73 a 85.

4.3 – Resultados obtidos com o uso da técnica de *Backmapping* com análise de vizinhança e sua importância para o método desenvolvido

Um dos principais problemas presentes no reconhecimento de padrões de gotas de chuva natural ou artificial analisadas em papéis hidrossensível e o possível aparecimento de *clusters*. O uso da técnica de *Backmapping* com análise de vizinhança viabilizou uma solução ótima conforme apresentado no estudo de caso com o uso das imagens ilustradas nas Figuras 62 e 63.

Figura 62 – Imagem 1 para avaliação do *Backmapping* e análise de vizinhança.

Figura 63 – Imagem 2 para avaliação do *Backmapping* e análise de vizinhança.

Nas Figuras 64 e 65 são apresentadas ilustrações de como o *Backmapping* foi aplicado no sistema proposto, onde os parênteses vermelhos representam os agrupamentos que são eliminados com o uso da análise de vizinhança, conforme ilustrado nas Figuras 70 e 71.

Figura 64 – *Backmapping* da imagem 1 onde os pontos próximos estão com parenteses vermelho.

Figura 65 – *Backmapping* da imagem 2 onde os pontos próximos estão com parenteses vermelho.

Figura 66 – Análise da vizinhança da Figura 62 onde representa os *clusters* da imagem 1.

Figura 67 – Análise da vizinhança da Figura 63 onde representa os *clusters* da imagem 2.

Para uma melhor representação é gerado o histograma do *Backmapping* para a visualização dos picos formados que representam as

gotas, conforme apresentado nas Figuras 68 e 69. Observa-se também, a presença de picos vizinhos, de menor valor, que também são detectado, sendo porém posteriormente eliminados com a análise de vizinhança.

Figura 68 – Histograma obtido pelo uso do *Backmapping* na Figura 62.

Figura 69 – Histograma obtido pelo uso do *Backmapping* na Figura 63.

4.4 – Estudo de caso com aplicação do método desenvolvido em imagens simuladas e imagens reais

4.4.1 – Imagens Simuladas

Como estudo de caso, neste tópico foram analisadas dez imagens simuladas. Sendo padrões circulares de raios diferentes para a mesma imagem, que foram avaliadas nos sistemas A, B e manual.

A Figura 70 mostra o primeiro padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.

Figura 70 – Primeiro padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.

A Figura 71 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 71 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 70.

A Figura 72 mostra o segundo padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.

Figura 72 – Segundo padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.

A Figura 73 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 73 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 72.

A Figura 74 mostra o terceiro padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.

Figura 74 – Terceiro padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.

A Figura 75 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 75 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 74.

A Figura 76 mostra o quarto padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.

Figura 76 – Quarto padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.

A Figura 77 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 77 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 76.

A Figura 78 mostra o quinto padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.

Figura 78 – Quinto padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.

A Figura 79 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 79 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 78.

A Figura 80 mostra o sexto padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.

Figura 80 – Sexto padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.

A Figura 81 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 81 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 80.

A Figura 82 mostra o sétimo padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.

Figura 82 – Sétimo padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.

A Figura 83 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 83 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 82.

A Figura 84 mostra o oitavo padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.

Figura 84 – Oitavo padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.

A Figura 85 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 85 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 84.

A Figura 86 mostra o nono padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.

Figura 86 – Nono padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.

A Figura 87 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 87 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 86.

A Figura 88 mostra o décimo padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.

Figura 88 – Décimo padrão circular simulado com raios de diferentes tamanhos.

A Figura 89 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 89 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 88.

4.4.2 – Imagens Reais

Como estudo de caso, neste tópico foram analisados nove papéis hidro-sensíveis, demarcados em sistema de irrigação por aspersão, onde se escolheu tipos variados de gotas para as análises. Foram retiradas dos papeis hidro-sensíveis amostras de 1 x 1 cm² totalizando um conjunto de 27 imagens para avaliação nos sistemas A, B e manual.

A Figura 90 mostra a primeira amostra do primeiro papel hidro-sensível analisado, ampliada por um fator 3 no procedimento de aquisição via digitalização com um scanner configurado para 300 dpi.

Figura 90 – Primeira amostra do primeiro papel hidro-sensível.

A Figura 91 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 91 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 90.

A Figura 92 mostra a segunda amostra do primeiro papel hidro-sensível analisado, ampliada por um fator 3 no procedimento de aquisição via digitalização com um scanner configurado para 300 dpi.

Figura 92 – Segunda amostra do primeiro papel hidro-sensível.

A Figura 93 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 93 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 92.

A Figura 94 mostra a terceira amostra do primeiro papel hidro-sensível analisado, ampliada por um fator 3 no procedimento de aquisição via digitalização com um scanner configurado para 300 dpi.

Figura 94 – Terceira amostra do primeiro papel hidro-sensível.

A Figura 95 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 95 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 94.

A Figura 96 mostra a primeira amostra do segundo papel hidro-sensível analisado, ampliada por um fator 3 no procedimento de aquisição via digitalização com um scanner configurado para 300 dpi.

Figura 96 – Primeira amostra do segundo papel hidro-sensível.

A Figura 97 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 97 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 96.

A Figura 98 mostra a segunda amostra do segundo papel hidro-sensível analisado, ampliada por um fator 3 no procedimento de aquisição via digitalização com um scanner configurado para 300 dpi.

Figura 98 – Segunda amostra do segundo papel hidro-sensível.

A Figura 99 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 99 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 98.

A Figura 100 mostra a terceira amostra do segundo papel hidro-sensível analisado, ampliada por um fator 3 no procedimento de aquisição via digitalização com um scanner configurado para 300 dpi.

Figura 100 – Terceira amostra do segundo papel hidro-sensível.

A Figura 101 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 101 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 100.

A Figura 102 mostra a primeira amostra do terceiro papel hidro-sensível analisado, ampliada por um fator 3 no procedimento de aquisição via digitalização com um scanner configurado para 300 dpi.

Figura 102 – Primeira amostra do terceiro papel hidro-sensível.

A Figura 103 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 103 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 102.

A Figura 104 mostra a segunda amostra do terceiro papel hidro-sensível analisado, ampliada por um fator 3 no procedimento de aquisição via digitalização com um scanner configurado para 300 dpi.

Figura 104 – Segunda amostra do terceiro papel hidro-sensível.

A Figura 105 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 105– Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 104.

A Figura 106 mostra a terceira amostra do terceiro papel hidro-sensível analisado, ampliada por um fator 3 no procedimento de aquisição via digitalização com um scanner configurado para 300 dpi.

Figura 106 – Terceira amostra do terceiro papel hidro-sensível.

A Figura 107 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 107 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 106.

A Figura 108 mostra a primeira amostra do quarto papel hidro-sensível analisado, ampliada por um fator 3 no procedimento de aquisição via digitalização com um scanner configurado para 300 dpi.

Figura 108 – Primeira amostra do quarto papel hidro-sensível.

A Figura 109 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 109 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 108.

A Figura 110 mostra a segunda amostra do quarto papel hidro-sensível analisado, ampliada por um fator 3 no procedimento de aquisição via digitalização com um scanner configurado para 300 dpi.

Figura 110 – Segunda amostra do quarto papel hidro-sensível.

A Figura 111 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 111 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 110.

A Figura 112 mostra a terceira amostra do quarto papel hidro-sensível analisado, ampliada por um fator 3 no procedimento de aquisição via digitalização com um scanner configurado para 300 dpi.

Figura 112 – Terceira amostra do quarto papel hidro-sensível.

A Figura 113 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 113 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 112.

A Figura 114 mostra a primeira amostra do quinto papel hidro-sensível analisado, ampliada por um fator 3 no procedimento de aquisição via digitalização com um scanner configurado para 300 dpi.

Figura 114 – Primeira amostra do quinto papel hidro-sensível.

A Figura 115 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 115 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 114.

A Figura 116 mostra a segunda amostra do quinto papel hidro-sensível analisado, ampliada por um fator 3 no procedimento de aquisição via digitalização com um scanner configurado para 300 dpi.

Figura 116 – Segunda amostra do quinto papel hidro-sensível.

A Figura 117 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 117 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 116.

A Figura 118 mostra a terceira amostra do quinto papel hidro-sensível analisado, ampliada por um fator 3 no procedimento de aquisição via digitalização com um scanner configurado para 300 dpi.

Figura 118 – Terceira amostra do quinto papel hidro-sensível.

A Figura 119 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 119 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 118.

A Figura 120 mostra a primeira amostra do sexto papel hidro-sensível analisado, ampliada por um fator 3 no procedimento de aquisição via digitalização com um scanner configurado para 300 dpi.

Figura 120 – Primeira amostra do sexto papel hidro-sensível.

A Figura 121 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 121 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 120.

A Figura 122 mostra a segunda amostra do sexto papel hidro-sensível analisado, ampliada por um fator 3 no procedimento de aquisição via digitalização com um scanner configurado para 300 dpi.

Figura 122 – Segunda amostra do sexto papel hidro-sensível.

A Figura 123 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 123 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 122.

A Figura 124 mostra a terceira amostra do sexto papel hidro-sensível analisado, ampliada por um fator 3 no procedimento de aquisição via digitalização com um scanner configurado para 300 dpi.

Figura 124 – Terceira amostra do sexto papel hidro-sensível.

A Figura 125 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 125 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 124.

A Figura 126 mostra a primeira amostra do sétimo papel hidro-sensível analisado, ampliada por um fator 3 no procedimento de aquisição via digitalização com um scanner configurado para 300 dpi.

Figura 126 – Primeira amostra do sétimo papel hidro-sensível.

A Figura 127 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 127 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 126.

A Figura 128 mostra a segunda amostra do sétimo papel hidro-sensível analisado, ampliada por um fator 3 no procedimento de aquisição via digitalização com um scanner configurado para 300 dpi.

Figura 128 – Segunda amostra do sétimo papel hidro-sensível.

A Figura 129 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 129 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 128.

A Figura 130 mostra a terceira amostra do sétimo papel hidro-sensível analisado, ampliada por um fator 3 no procedimento de aquisição via digitalização com um scanner configurado para 300 dpi.

Figura 130 – Terceira amostra do sétimo papel hidro-sensível.

A Figura 131 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 131 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 130.

A Figura 132 mostra a primeira amostra do oitavo papel hidro-sensível analisado, ampliada por um fator 3 no procedimento de aquisição via digitalização com um scanner configurado para 300 dpi.

Figura 132 – Primeira amostra do oitavo papel hidro-sensível.

A Figura 133 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 133 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 132.

A Figura 134 mostra a segunda amostra do oitavo papel hidro-sensível analisado, ampliada por um fator 3 no procedimento de aquisição via digitalização com um scanner configurado para 300 dpi.

Figura 134 – Segunda amostra do oitavo papel hidro-sensível.

A Figura 135 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 135 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 134.

A Figura 136 mostra a terceira amostra do oitavo papel hidro-sensível analisado, ampliada por um fator 3 no procedimento de aquisição via digitalização com um scanner configurado para 300 dpi.

Figura 136 – Terceira amostra do oitavo papel hidro-sensível.

A Figura 137 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 137 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 136.

A Figura 138 mostra a primeira amostra do nono papel hidro-sensível analisado, ampliada por um fator 3 no procedimento de aquisição via digitalização com um scanner configurado para 300 dpi.

Figura 138 – Primeira amostra do nono papel hidro-sensível.

A Figura 139 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 139 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 138.

A Figura 140 mostra a segunda amostra do nono papel hidro-sensível analisado, ampliada por um fator 3 no procedimento de aquisição via digitalização com um scanner configurado para 300 dpi.

Figura 140 – Segunda amostra do nono papel hidro-sensível.

A Figura 141 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 141 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 140.

A Figura 142 mostra a terceira amostra do nono papel hidro-sensível analisado, ampliada por um fator 3 no procedimento de aquisição via digitalização com um scanner configurado para 300 dpi.

Figura 142 – Terceira amostra do nono papel hidro-sensível.

A Figura 143 demonstra o histograma de resultados obtidos com a análise realizada nos três métodos descritos.

Figura 143 – Histograma da comparação entre os sistemas A, B e o método manual da Figura 142.

4.5 – Avaliação da interface com o usuário

O sistema foi realizado no ambiente visual C++ Builder 5.0 e buscou-se flexibilidade operativa visando a maior interação com o usuário.

A tela principal do sistema desenvolvido contém os menus e os botões de acesso à funções necessárias para a sua utilização. A Figura 144 ilustra a tela principal, onde a região 1 está reservada para a imagem real e ao lado desta, a imagem processada, mantendo sempre a imagem real para observações. Na região 2, visualiza-se uma barra de rolagem para a limiarização. A região 3 mostra uma barra de rolagem, uma janela de texto para a exibição do valor selecionado na barra de rolagem e um botão para iniciar a execução do *Backmapping*. Na região 4 podem ser observados alguns botões que facilitam a utilização do sistema (vizinhança, zoom, detecção de gotas, geração de resultados). Na região 5 são apresentados os resultados de análises para os processos em avaliação, sendo que cada resultado é apresentado em sua respectiva aba.

A Figura 145 demonstra a utilização dos menus. Acessando o item Arquivo do menu do sistema, serão exibidas as opções de Abrir imagem e Salvar imagem. A opção Filtros do menu contém os filtros disponibilizados pelo sistema como Laplaciano, Sobel em x, Sobel em y, Sobel em xy, threshold, threshold inverso e média. A opção Transformada de Hough apresenta a opção da realização deste processo por meio automático ou por meio manual, sendo que o meio manual, o usuário terá obrigatoriamente que executar passo a passo a tarefa de análise até a obtenção do resultado final.

Para a utilização do sistema é necessário seguir alguns passos, conforme ilustrado e discutido a seguir. Inicia-se com a escolha de uma imagem para o processamento, como exemplo, a imagem ilustrada na Figura 146.

Figura 144 – Tela de abertura para o sistema de análise de gotas de chuva baseado em transformada rápida de Hough circular.

A partir da seleção da imagem, caso seja de interesse, o usuário poderá escolher uma região de interesse (ROI) na mesma. Realizada a seleção do ROI, todos os procedimentos do sistema serão executados somente para a região selecionada, o que melhora o desempenho, pois o sistema não necessitará processar a imagem inteira.

Na figura 147, o resultado da limiarização da imagem real é apresentado e, conforme ocorrem alterações na barra de rolagem, uma nova imagem limiarizada é obtida no mesmo local.

Após a limiarização da imagem, deverá ser executado o filtro Laplaciano para a detecção das bordas, conforme visualizado na Figura 148. O filtro Laplaciano é executado a partir da imagem limiarizada e o resultado é exibido sobre a mesma.

Figura 145 – Tela do sistema, demonstrando o Menu Arquivo.

Figura 146 – Tela apresentando a imagem e seleção de região de interesse.

Figura 147 – Tela apresentando o resultado da Limiarização da imagem real (resultado da imagem à esquerda).

Figura 148 – Tela apresentando o resultado do filtro Laplaciano na imagem real (resultado da imagem à esquerda).

O passo seguinte é desenvolvido com a execução da transformada de Hough circular e para tanto, utiliza do menu transformada de Hough executando a opção Manual. Na figura 149 pode-se observar na aba transformada de Hough, o resultado da transformada de Hough para objetos circulares.

A figura 150 ilustra o resultado da operação *Backmapping* na aba *Backmapping*, obtido a partir da imagem resultante da transformada de Hough. Para a execução do *Backmapping* é necessário a indicação de um valor de limiar para o mesmo, o qual é escolhido utilizando-se da barra de rolagem, conforme ilustrado na região A da Figura 150. Após a escolha do valor o botão *Backmapping* deverá ser acionar para iniciar a execução do processo.

Realizado o *Backmapping*, a etapa seguinte é obtida com a análise da vizinhança que é executada a partir do botão Vizinhança. A imagem resultante é apresentada sobre a imagem obtida com a operação *Backmapping*, conforme pode ser visto na Figura 151.

Após analisar a vizinhança, é iniciado o processo de detecção das gotas acionando-se o botão Detecta Gotas. No processo de detecção, a cada gota detectada, a mesma é apagada da imagem limiarizada conforme pode ser visualizado na Figura 152. É feita a partir daí uma circunferência sobre as gotas detectadas na imagem real. Isto é repetido até que a detecção de todas as supostas gotas sejam realizadas.

No processo de análise de partes de uma mesma imagem, o valor de limiarização uma vez escolhido determina que análises subseqüentes sejam feitas a partir do passo de detecção de bordas, conforme ilustra a Figura 153.

Detectadas todas as gotas, realiza-se o somatório dos dados obtidos,

acionando-se o botão Gera Resultados. No resultado obtido desse somatório pode-se visualizar os valores de cada raio e seus respectivos totais, o valor do DMN e do DMV e a área de cobertura conforme exibido na Figura 154.

No final do processo poderá ser apresentado um histograma da distribuição de gotas, o qual é obtido através do botão Gráfico. O histograma é visualizado na aba Gráfico Gerado, conforme ilustra a Figura 155.

O processo de análise descrito anteriormente na forma de execução passo à passo pode ser executado automaticamente pelo sistema utilizando-se o menu transformada de Hough na opção Automático.

Figura 149 – Tela de apresentação com o resultado da transformada de Hough com imagem processada com filtro Laplaciano.

Figura 150 – Tela de apresentação com o resultado do *Backmapping* da imagem processada com transformada de Hough.

Figura 151 – Tela de apresentação com o resultado da Análise da vizinhança da imagem, obtida com a operação *Backmapping*.

Figura 152 – Tela de apresentação com o resultado da primeira detecção de gotas.

Figura 153 – Resultado do Laplaciano da imagem anteriormente detectada.

Figura 154 – Tela de apresentação com Detecção de todas as gotas e demonstração da quantidade.

Figura 155 – Tela de apresentação com histograma com a ilustração do resultado.

4.6 – Conclusões

O desenvolvimento do método de reconhecimento de padrões de gotas com o uso da transformada rápida de Hough para objetos circular em conjunto com as técnicas de *Backmapping* e análise de vizinhança encontra utilidade na análise de imagens de gotas de chuva natural e artificial em processos agrícolas, como também em outros processos decorrentes.

Os testes realizados para validação do método desenvolvido com o uso de padrões previamente calibrados com raios variando na faixa de 1 á 85 micrometros, apresentou erro médio percentual variando respectivamente na faixa de 3,607 á 0,397%; desvio médio variando na faixa de 0,159 á 0,315%; desvio quadrático médio variando respectivamente na faixa de 0,114 á 0,212; desvio padrão variando respectivamente na faixa de 0,118 á 0,218; variância variando respectivamente na faixa de 0,014 á 0,048 e erro tolerável variando respectivamente na faixa de 0,041 á 0,143. Estes valores obtidos indicam um erro médio padrão inferior ou igual a 3,31%, o que é considerado um bom resultado, visto ser inferior ao limiar de 5% estabelecido na definição de um bom sistema de medida.

A comparação com um sistema que utiliza a correlação em freqüência, quando aplicado aos padrões pré-calibrados, levou a resultados que indicaram uma melhor correlação linear para os intervalos de raios de padrões de gotas analisadas com o método que utiliza a transformada rápida de Hough circular em conjunto com as técnicas de *Backmapping* e análise de vizinhança, enquanto valores de coeficientes de correlação lineares variando no intervalo de 0,913 á 0,996 foram os obtidos pelo método por correlação em freqüência. Observou-se também que nas análises comparativas os desvios padrões ficaram respectivamente para os métodos de transformada rápida de Hough circular em conjunto com as técnicas de *Backmapping* e análise de vizinhança e correlação em freqüência nas faixas de 0,18 á 0,297 e 0,539 á 2,431.

O uso da técnica de *Backmapping* com análise de vizinhança viabilizou, conforme resultados apresentados na seção 4.3 uma boa solução com conseqüente aumento da sensibilidade do método desenvolvido para o reconhecimento de gotas de chuva natural ou artificial agrupadas em *clusters*, ou seja, com a respectiva quebra dos mesmos.

A inclusão de análise de vizinhança no método desenvolvido viabilizou a obtenção de melhor figura de mérito de confiabilidade, evitando o problema de detecção de falsas gotas, conforme ilustrado nos resultados da seção 4.3.

O estudo de caso com a aplicação do método desenvolvido em imagens reais e sua respectiva comparação com método manual de contagem e com método de correlação em frequência, mostrou uma melhor sensibilidade do método desenvolvido para detecção em um amplo espectro de tamanhos de gotas, conforme ilustrado nos resultados apresentados nas figuras 91, 93, 95, 97, 99, 101, 103, 105, 107, 109, 111, 113, 115, 117, 119, 121, 123, 125, 127, 129, 131, 133, 135, 137, 139, 141 e 143. Estes resultados indicaram também que o método de correlação em frequência não viabilizou a detecção de gotas de chuvas naturais ou artificiais com raios de tamanhos inferiores a 2 pixels, bem como para gotas de chuva naturais ou artificiais com raios superiores a 7 pixels. Os resultados equiparam-se quando problemas de *clusters* não ocorreram. Comparativamente ao método manual erros médios relativos de 3,1% e 34% foram observados respectivamente para o sistema desenvolvido e método de reconhecimento por correlação em frequência. Esses resultados indicaram uma menor dispersão e uma melhor precisão na avaliação obtida com o método baseado no reconhecimento de padrões de gotas de chuva natural ou artificial com transformada rápida de Hough circular com as técnicas de *Backmapping* e análise de vizinhança.

Quanto a interface com o usuário, a opção pelo desenvolvimento no

ambiente C++ forneceu funcionalidades, como a criação facilitada de interface com o usuário e a facilidade de interação de código de programação com esta interface. Não existindo limitações quanto a capacidade de alocação de memória utilizando-se ponteiros dinâmicos, com isto, esta ferramenta forneceu um diferencial em relação as demais existentes para os processos que envolvem processamento digital de imagens. O uso de abas na interface com o usuário tornou o sistema amigável e auto-explicativo.

A opção de implementação de janelas de análise de regiões da imagem (ROI) para análise, flexibilizou o usuário a seleção de amostras e a otimização de desempenho do processo de avaliação e reconhecimento de padrões de gotas de chuva naturais ou artificiais.

A opção da geração de histogramas da distribuição de gotas detectadas por tamanhos de raios, conforme ilustrado na tela de apresentação da Figura 129, disponibilizou ao usuário uma ferramenta adicional de análise visual dos padrões identificados na imagem como um todo.

Adicionalmente, este trabalho mostrou que é viável qualificar e quantificar um método, baseado na composição das técnicas envolvidas para cálculo da transformada rápida de Hough circular, *Backmapping* e Análise da Vizinhança, para estudo de processos de reconhecimento de padrões de gotas de chuva natural ou artificial para o contexto agrícola, visando a redução de impactos ambientais.

4.7 – Sugestão para trabalhos futuros

- 1 – Desenvolvimento de um sistema, para fins comparativos, um

método de reconhecimento de padrões de gotas de chuva natural ou artificial baseado em análise de curvatura.

2 – Desenvolvimento de um método para soluções de clusters de gotas que considere os aspectos de conectividade.

3 – Desenvolvimento de arquitetura dedicada com o uso de FPGA's para reconhecimento de gotas de chuva natural ou artificial in-situ.

4 – Desenvolvimento de outros mecanismos ou ferramentas da engenharia, que viabilizem melhoras a figura de mérito que envolvem *clusters* nas análises de gotas de chuva naturais ou artificiais.

Anexo – I

```
// -----//
//                                     //
//      Código fonte para Zoom com Wavelets      //
//                                     //
//      Emprapa - Instrumentação Agropecuária      //
//                                     //
//      Escola de Engenharia de São Carlos      //
//                                     //
//      Departamento de Engenharia Elétrica      //
//                                     //
//      Aluna: Ana Cláudia Martinez      //
//                                     //
//      Orientador: Prof. Dr. Paulo Estevão Cruvinel //
//                                     //
// -----//

#ifndef ZOOM_WAVELETS
#define ZOOM_WAVELETS

#include <vcl.h>
#include "Zoom.h"
#include <Math.h>

//-----

av_ZoomWavelets::av_ZoomWavelets(){

    interacao = 0;

}

//-----

av_ZoomWavelets::~~av_ZoomWavelets(){

    delete Imagem;
    delete imagemzoom;

}
```

```
void av_ZoomWavelets::av_Inicializar_Variaveis(av_TImaManip *imagem){
```

```
    Imagem=imagem;
    //imagemzoom=imagem;
    int w=0;
    int tamh=Imagem->av_RetH();
    int tamc=Imagem->av_RetW();
    if (tamh > tamc) w=tamh; else w=tamc;
    for (int i=2; k < w; i++) {
        k=pow(2,i);
    }
    Wav[0]= new Matriz(k,k,0.);
    Wav[1]= new Matriz(k,k,0.);
    // Wavtemp= new Matriz(k*2,k*2,0.);
    WavInv[0]= new Matriz(k*2,k*2,0.);
    WavInv[1]= new Matriz(k*2,k*2,0.);
    WavInv[2]= new Matriz(k*2,k*2,0.);

    metade=k/2;
    Imagem->av_BitMapResize(k,k,0);
}
```

```
//-----
```

```
void av_ZoomWavelets::av_Transform_Imagem_to_MatrizC(){
```

```
    int cinza,cinza1;
    float w;
    for (int j = 0; j<k; j++) {
        for (int i = 0; i<= metade; i++){
            cinza=Imagem->av_RetPix256(i*2,j);
            cinza1=Imagem->av_RetPix256(i*2+1,j);
            w=(cinza+cinza1)/2.0;
            Wav[0]->Add(i,j,w);
            w=w-cinza1;
            Wav[0]->Add(i+metade,j,w);
        }
    }
}
```

```
}
```

```
//-----
```

```
void av_ZoomWavelets::av_Transform_Matriz_to_MatrizL(){
```

```
    int cinza,cinza1;
```

```

float w;
for (int j = 0; j <= metade; j++) {
    for (int i = 0; i <= k; i++){
        cinza=Wav[0]->Pos(i,j*2);
        cinza1=Wav[0]->Pos(i,(j*2+1));
        w=(cinza+cinza1)/2.0;
        Wav[1]->Add(i,j,w);
        w=w-cinza1;
        Wav[1]->Add(i,j+metade,w);
    }
}
}

```

//-----

```

void av_ZoomWavelets::av_Transform_Matriz_to_MatrizC(){

```

```

    int cinza,cinza1;
    float w;
    for (int j = 0; j < metade*2 ; j++) {
        for (int i = 0; i < metade; i++){
            cinza=Wav[1]->Pos(i*2,j);
            cinza1=Wav[1]->Pos(i*2+1,j);
            w=(cinza+cinza1)/2.0;
            Wav[0]->Add(i,j,w);
            w=w-cinza1;
            Wav[0]->Add(i+metade,j,w);
        }
    }
}

```

//-----

```

void av_ZoomWavelets::av_Retorna_Imagem(Graphics::TBitmap *imagem, int
escolha){

```

```

    int v;
    if(escolha<0 || escolha>1){
        ShowMessage(" nada ");
        return;
    }
    av_TImaManip *IM = new av_TImaManip();
    IM->av_StoreImage(imagem,false);
    IM->av_BitMapResize(k,k,0);
    for (int j = 0; j < k; j++) {
        for (int i = 0; i < k; i++){
            if (Wav[escolha]->Pos(i,j)<0)
            {

```



```

        v=abs(Wav[escolha]->Pos(i,j));
    }
    if (Wav[escolha]->Pos(i,j)>255)
    {
        v=255;
    }
    if (Wav[escolha]->Pos(i,j)>=0 && Wav[escolha]->Pos(i,j)<=255)
    {
        v=Wav[escolha]->Pos(i,j);
    }
    if(v!=0){
        v=pow(log(v),8);
        if(v<0)v=0;
        if(v>255)v=255;
    }
    IM->av_PutPix(i,j,v);
}
}
IM->av_RetIm(imagem);

}

//-----

void av_ZoomWavelets::av_Multiplica_Matriz(Graphics::TBitmap *imagemzoom){

    av_TImaManip *IM = new av_TImaManip();
    IM->av_StoreImage(imagemzoom,false);
    IM->av_BitMapResize(k*2,k*2,0);
    for (int i = 0; i< k; i++) {
        for (int j = 0; j< k; j++){
            WavInv[2]->Add(i,j,Wav[1]->Pos(i,j));
        }
    }
    int v=0,vv;
    for (int i = 0; i< k*2; i++) {
        for (int j = 0; j< k*2; j++){
            v=abs(WavInv[2]->Pos(i,j));
            //if(v<0)v=0;
            if(v!=0){
                v=pow(log(v),8);
                if(v<0)v=0;
                if(v>255)v=255;
            }
            IM->av_PutPix(i,j,v);
        }
    }
}

```

```

    IM->av_RetIm(imagemzoom);
}

//-----

void av_ZoomWavelets::av_Wavelets_Inversa(Graphics::TBitmap *imagemzoom){

    av_TImaManip *IM = new av_TImaManip();
    IM->av_StoreImage(imagemzoom,false);
    IM->av_BitMapResize(k,k,0);
    float cinza,cinza1,cinza2,cinza3;

    float w;
    for (int j = 0; j< metade ; j++) {
        for (int i = 0; i< k; i++){
            cinza=Wav[1]->Pos(i,j);
            cinza1=Wav[1]->Pos(i,j+metade);
            cinza2=cinza+cinza1;
            cinza3=cinza-cinza1;
            WavInv[0]->Add(i,j*2,cinza2);
            WavInv[0]->Add(i,j*2+1,cinza3);

        }
    }
    for (int j = 0; j< k ; j++) {
        for (int i = 0; i< metade; i++){
            cinza=WavInv[0]->Pos(i,j);
            cinza1=WavInv[0]->Pos(i+metade,j);
            cinza2=cinza+cinza1;
            cinza3=cinza-cinza1;
            WavInv[1]->Add(i*2,j,cinza2);
            WavInv[1]->Add(i*2+1,j,cinza3);

        }
    }
    int v=0,vv;
    for (int i = 0; i< k; i++) {
        for (int j = 0; j< k; j++){
            v=WavInv[1]->Pos(i,j);
            IM->av_PutPix(i,j,v);
        }
    }
    IM->av_RetIm(imagemzoom);
}

//-----

```

```

void av_ZoomWavelets::av_Wavelets_Inversa_Zoom(Graphics::TBitmap
*imagemzoom){

    av_TImaManip *IM = new av_TImaManip();
    IM->av_StoreImage(imagemzoom,false);
    IM->av_BitMapResize(k*2,k*2,0);
    float cinza,cinza1,cinza2,cinza3;

    float w;
    for (int j = 0; j< metade ; j++) {
        for (int i = 0; i< k; i++){
            cinza=WavInv[2]->Pos(i,j);
            cinza1=WavInv[2]->Pos(i,j+metade);
            cinza2=cinza+cinza1;
            cinza3=cinza-cinza1;
            WavInv[1]->Add(i,j*4,cinza2);
            WavInv[1]->Add(i,j*4+1,cinza2);
            WavInv[1]->Add(i,j*4+2,cinza3);
            WavInv[1]->Add(i,j*4+3,cinza3);
        }
    }
    for (int j = 0; j< k ; j++) {
        for (int i = 0; i< metade; i++){
            cinza=WavInv[1]->Pos(i,j);
            cinza1=WavInv[1]->Pos(i+metade,j);
            cinza2=cinza+cinza1;
            cinza3=cinza-cinza1;
            WavInv[0]->Add(i*4,j,cinza2);
            WavInv[0]->Add(i*4+1,j,cinza2);
            WavInv[0]->Add(i*4+2,j,cinza3);
            WavInv[0]->Add(i*4+3,j,cinza3);
        }
    }
    int v=0,vv;
    for (int i = 0; i< k*2; i++) {
        for (int j = 0; j< k*2; j++){
            v=WavInv[0]->Pos(i,j);
            IM->av_PutPix(i,j,v);
        }
    }
    IM->av_RetIm(imagemzoom);
}

#endif

```

Referências Bibliográficas

AGRAWAL, R. C; SHEVGAONKAR, R. K.; Sahasrabudhe, S. C. A fresh look at the Hough transform. *PRL*, v. 17, n. 10, p. 1065-1068, 1996.

AH-SOON, C; TOMBRE, K. Architectural symbol recognition using a network of constraints. *PRL*, v. 22, n. 2, p. 231-248, 2001.

ATIQUEZZAMAN, M. Multiresolution Hough transform-an efficient method of detecting patterns in images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, New York, v. 14, n. 11, p. 1090-1095, 1992.

ATIQUEZZAMAN, M.; AKHTAR, M. W. A robust Hough transform technique for complete line segment description. *RTI*, v. 1, p. 419-426, 1995.

BALLARD, D. H. Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes. *Pattern Recognition*, Ezmsford, v. 13, n. 2, p. 111-122, 1981.

BARRETO, G. B. *Irrigação: princípios, métodos e prática*. Campinas: Instituto Agrônômico, 1973.

BEN-TZVI, D.; NAQVI, A.; SADLER, M. B. Synchronous multiprocessor implementation of the Hough transform. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, San Diego, v. 52, p. 437-446, 1990.

BEN-TZVI, D.; SADLER, M. B. A combinatorial Hough transform. *Pattern Recognition Letters*, Amsterdam, v. 11, p. 167-174, 1990.

BERTONI, J. *Conservação do solo*. Piracicaba: Livroceres, 1985.

BETELU, S.; SAPIRO, G.; TANNENBAUM, A.; GIBLIN, P. J. On the computation of the affine skeletons of planar curves and the detection of skew symmetry. *Pattern Recognition*, Ezmsford, v. 34, n. 5, p. 943-952, 2001.

CAI, J.; LIU, Z. Q. Pattern recognition using Markiv random field models. *Pattern Recognition*, Ezmsford, v. 35, n. 3, p. 725-733, 2002.

CHAHN, J. S.; SRINIVASAN, M. V. A complete panoramic vision system, incorporating imaging, ranging, and three dimensional navigation. In: IEEE Workshop on Omnidirectional Vision (OMNIVIS'00), 2000.

CHATZIS, V.; PITAS, I. Fuzzy Cell Hough Transform For Curve Detection, *PR*, v. 30, p.2031-2042 , 1997.

CHU, H. T.; CHEN, C. C. *Domain indexing for fast fractal image compression*. IEEE Transactions on Image Processing, New York, 2001.

COLOMBO, A. E. *Defensivos agrícolas: guia informativo*. Campo Grande: Dfa/Serv, 1983.

COSTA, L .F.; CONSULARO, L. A.; CESAR JÚNIOR, R. M. Eynergos and its application to contour segmentation. In: INTERNATIONAL SEMINAR ON BIOELECTRONIC INTERFACES; WORKSHOP ON CYBERNETIC VISION, 3., 1999, Campinas. *Proceedings...* São Carlos: WCV: ISBI: USP-IFSC, 1999. p. 77-83. Editado por L. da F. Costa e V. M. F. de Lima.

COSTA, L. F. Assessing concurrent hardware alternatives for the implementation of the binary Hough transform. *Applied Signal Processing*, v. 1, p. 195-203, 1994b.

COSTA, L. F. Image compression using Hough transform. *Applied Signal Processing*, v. 1, p. 12-19, 1994a.

COSTA, L. F.; CESAR JR., R. M. *Shape analysis and classification: theory and practice*. New York: CRC Press, 2000. 659 p.

COSTA, L. F; SANDLER, M. B. Effective detection of digital bar segments with Hough transform. *CVGIP. Graphical Models and Image Processing*, Duluth, v. 55, n. 3, p. 180-191, 1993.

COSTA, L. F. Small camera movements as a means of reducing the amount

of broken and false detected lines in Hough transform. *Real-Time Imaging*, London, v. 2, p. 181-185, 1996.

CRUCIANI, D. E. *A drenagem na agricultura*. São Paulo: Nobel, 1985.

CRUVINEL, P. E.; VIEIRA, S. R.; CRESTANA, S.; MINATEL, E. R.; MUCHERONI, M. L.; TORRE-NETO, A. Image processing in automated measurements of raindrop size and distribution. *Computers and Electronics in Agriculture*, Amsterdam, p. 205-217, 1999.

DAKER, A. *Irrigação e drenagem: a água na agricultura*. Rio de Janeiro: F. Bastos, 1988.

DAVIES, E. R. *Machine vision: theory, algorithms, practicalities*. London: Academic Press, 1990.

DEMPSEY, G. L.; MCVERY, E. S. A Hough transform system based on neural networks. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, New York, v. 39, n. 6, p. 522-528, 1992.

DEVIJVE, P.; KITTLER J. *Pattern recognition theory and applications*. Berlin: Springer-Verlag, 1987.

DOOLEY, S. R.; STEWART, R. W.; DURRANI, T. S., SETAREHDAN, K. S.; SORAGHAN, J. J. *Fast implementation of accurate geometric transformations for 2-D and 3-D image processing*. *IEEE Transactions on Image Processing*, New York, 1999

DUDA, R. O.; HART, P. E. *Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures*. *Graphics and Image Processing*, v. 12, n. 1, p. 11-15, 1972.

DUDA, R. O.; HART, P. E.; STORK, D. G. *Pattern classification*. 2. ed. New York : Wiley,. 2001.

DUDA, R. O.; MORE, I. D. *Pattern classification and scene analysis*. New York:: J. Wiley, 1973.

EIGEL, J. D.; MORE, I. D. A simplified technique for measuring raindrop size and distribution. *Transactions of the ASAE*, St. Joseph, v. 26, p. 1079-1084, 1983.

FISHER, R. A., The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annual Eugenics*, v. 7, p. 179-188, 1936.

FONGA, H. Pattern recognition in gray-level images by Fourier analysis. *Pattern Recognition Letters*, Amsterdam, v. 17, n. 14, p. 1477-1489, 1996.

FU, K. S.; MUI, J. K. A survey on image segmentation. *Pattern Recognition*, Ezmsford , v. 13, 3-16, 1981.

FU, K. S.; KEIDEL, W. D.; WOLTER, H. . Digital pattern recognition. Berlim: Springer-Verlag, 1976.

FUKUNAGA, K. *Introduction to statistical pattern recognition*. 2. ed. [S.l.]: Academic Press, 1990.

FUKUNAGA, K. The estimation of the Bayes error by the k-nearest neighbor approach. In: KANAL, L. N.; ROSENFELD, A. (Ed.) *Progress in pattern recognition*. Amsterdam: North-Holland, 1985. v. 2.

GARCIA, L.C.; ZENY, E. P; FÁVERO, A. L F; JUSTINO, A.; PURÍSSIMO, C.CANTERI, M. G. C. , Avaliação da qualidade e eficácia de pulverização de um herbicida sistêmico com uso de software para análise de cartões hidrossensíveis, InfoAgro – Ponta Grossa, 2000

GERING, G.; KLEIN, F. Fast contour identification through efficient Hough transform and simplified interpretation In: INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON PATTERN RECOGNITION, 8. 1986, Paris. p 498-500.

GIACINTO, G.; PAOLUCCI, R.; ROLI, F. Application of neural networks and statistical pattern recognition algorithms to earthquake risk evaluation. *Pattern Recognition Letters*, Amsterdam, v. 18, n. 11/13, p. 1353-1362, 1997.

GOLDBERG, N.; FEUER, A.; GOODWIN, G. C. Super-resolution reconstruction using spatio-temporal filtering. *IEEE Transactions on Image*

Processing, New York, 2001.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. *Digital image processing*. [S.l.]: Addison-Wesley, 1993.

GRIMSON, W. E. L.; HUTTENLOCHER, D. P. On the sensitivity of the Hough transform for object recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, New York, v. 12, n. 3, p. 255-274, Mar 1990.

HALL, M.J. Use of the stain method in determining of the drop-size distribution of coarse liquid sprays. *Transactions of the ASAE*, St. Joseph, v. 13, n. 1, p. 33-37, 1970.

HAN, J. H.; LÁSZLÓ, T.; POSTON, T. Fuzzy Hough transform. *Pattern Recognition Letters*, Amsterdam, v. 15, p. 649-658, 1994.

HAYKIN, S. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. Macmillan College Publishing Company, New York, 1994.

HOU, T. H.; LIN, L.; SCOTT, P. D. A neural network-based automated inspection system with an application to surface mount devices. *International Journal of Production Research*, Basingstoke, v. 31, n. 5, p. 1171-1187, 1993.

HOUGH, P. V. C. *Method and means for recognizing complex patterns*. U.S. Patent 3.069.654, 18 Dec. 1962.

HU, J.; LIM, S. G.; BROWN, S. G. Writer independent on-line handwriting recognition using an HMM approach. *Pattern Recognition*, Ezmsford, v. 33, n. 1, p. 133-147, 2000.

HUDSON, N. W. *Soil conservation*. 2. ed. Cornell: Cornell University Press, 1981. p. 48-61.

HUECKEL, M. A local visual operator which recognizes edges and lines. *J. Ass. Comput.*, v. 20, p. 634-646, 1973.

ILLINGWORTH, H. K. J.; KITTLER, J. Detecting partially occluded ellipses using the Hough transform. *Image and Vision Computing*, Guildford, v. 7, n. 1, p. 31-37, Feb 1989.

ILLINGWORTH, J.; KITTLER, J. The adaptive Hough transform. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, New York, v. 9, n. 5, p. 690-695, 1987.

JAIN, R.; KASTURI, R; SCHUNCK, B. G. *Machine Vision*. [S.l.]: McGraw-Hill, 1995.

JOLION, J. M.; ROSENFELD, A. An $O(\log n)$ pyramid Hough transform. *Pattern Recognition Letters*, Amsterdam, v.9, p. 343-349, Jun 1989.

KANDEL, E. R., SCHWARTZ, J. H., JESSEL, T. M. . *Principles of neural science*. 3. ed. USA: Prentice-Hall, 1991.

KIM, J. H.; YOON, S. H.; LEE, C. W; SOHN, K. A robust solution for object recognition by mean field annealing techniques. *Pattern Recognition*, Ezmsford, v. 34, n. 4, p. 885-902, 2001.

KIMME, C.; BALLARD, D.; SKLANSKY, J. Finding circles by an array of accumulators. *Communications of the ACM*, New York, v. 18, n. 2, p. 120-122, Feb. 1975.

KIRYATI, N; ELDAR, Y; BRUCKSTEIN, A. M. A probabilistic Hough transform. *Pattern Recognition*, Ezmsford, v. 24, n. 4, p. 303-316, 1991.

KOHL, R. A. Drop size distribution from medium-sized agricultural sprinklers. *Transactions of the ASAE*, St. Joseph, v. 17, n. 4, p. 690-693, 1974.

LAWS, J. O. Measurements of the fall velocity of water-drops and raindrops. *Transactions of the American Geophysical Union*, Washington, v. 22, p. 709-721, 1941.

KOHONEN, T. *An introduction to neural computing*. Finland: Helsinki University of Technology, 1987.

LAWS, J. O. *Recent studies in raindrops and erosion. Agricultural Engineering*, St. Joseph, v. 21, n. 11, p. 431-433, 1940.

LEAVERS, V. F. Which Hough transform? *CVGIP. Image Understanding*, Duluth, v. 58, n. 2, p. 250-264, Sep 1993.

LENARD, P. Ueber Regen. *Met. Zs.*, v. 21, p. 248-262, 1904.

LI, H.; LAVIN, M. A.; MASTER, R. J. L. Fast Hough transform: a hierarchical approach. *Computer Vision, Graphics And Image Processing*, San Diego, v. 36, p. 139-161, 1985.

LOW, A. *Introductory computer vision and image processing*. [S. l.]: McGraw-Hill, 1991.

MARQUES, F.; VILAPLANA, V. Face segmentation and tracking basead on connected opertors and patition projection. *Pattern Recognition*, Ezmsford, v. 35, n. 3, p. 601-614, 2002.

MATTHEWS. *Pesticide Aplicacion Methods Longman*, 1979.

MCCOOLL, D. K. *Personal communication*. Washington: USDA-ARS; Pullmann: Washington State University, 1982.

MOODY, J. E.; DARKEN, C. J. Fast learning in networks of locally-tuned processing units. *Neural Computation*, Cambridge, v. 1, pp. 281-294, 1989.

OLSON, C. F. Improving the generalized Hough transform through imperfect grouping. *IVC*, v 16, p. 627-634, 1998.

OSEKI, Y. *Manual de aplicação aérea*, 1985.

PARKER, J. R. *Practical computer vision using C*. New York: J. Wiley, 1994.

PEREIRA, A. S., *Processamento de imagens medicas utilizando a transformada de hough*. 1995. Tese (Doutorado). Instituto de Física de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos.

PERANTONIS, S. J.; GATOS, B.; PAPAMARKOS, N. Block decomposition and segmentation for fast Hough transform evaluation. *Pattern Recognition*, Ezmsford, v. 32, n. 5, p. 811-824, 1999.

POWELL, D. M.; STEICHEN, J. *An infiltration model including transient soil crust formation*. St. Joseph: ASAE, 1982. (ASAE Paper, 82-2021).

REICHARDT, K. *A Água em sistemas agrícolas*. São Paulo: Editora Manole, 1990. 188 p.

RIBEIRO JÚNIOR, E. *Análise de atributos visuais em imagens texturais utilizando técnicas espectrais*. 1995. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de São Carlos, São Carlos.

RISSE, T. *Hough transform for line recognition: complexity of evidence accumulation and cluster detection and cluster detection*. [S. l.]: Academic Press, 1989.

ROELS, J. M. *Personal communication*. Utrecht: Laboratory of Physical Geography, Geographical Institut, 1981.

ROSENFELD, A.; ORNELAS, J.; HUNG, Y. Hough Transform algorithm for mesh-connected simd parallel processor. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, San Diego, v.41, p.293-305, 1988.

SAHOO, P K.; SOLTANI, S.; WONG, A. K. C. An survey of thresholding techniques. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, San Diego, v. 41, p. 233-260, 1988.

SCHALKOFF, R. J. *Digital image processing and computer vision*. [S.l.]: J. Wiley, 1989.

SCHAUF, C.; MOFFET, D.; MOFFET, S. *Fisiologia humana*. Rio de Janeiro: Guanabara, 1993.

SCHLEUSENER, P. E. *Drop size distribution and energy of falling raindrops from a medium pressure irrigation sprinkler*. 1967. Thesis (Ph.D) - Michigan State University, East Lansing.

SHAPIRO, S. D. Use of the Hough transform for image data compresion. *Pattern Recognition Society*, v.. 12, p. 333-337, Jan. 1980.

SILVA, E. P. *Aplicação da Transformada de Hough em Inspeção Visual Automática*. 1996 Dissertação (Mestrado). Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos.

SILVA, E. P; GONZAGA, A. *Inspeção visual automática aplicada ao controle de qualidade de objetos de média complexidade utilizando transformada de Hough*. In: ENCONTRO NACIONAL DE FÍSICA DA MATÉRIA CONDENSADA, 18., 1995, Caxambu. *Anais...* 1995. p. 99-102.

SONKA, M.; HLAVAC, V.; BOYLE, R. *Image processing, analysis, and machine vision*. 2. ed. [S. I.]: Cole Publishing Company, 1998. 770 p.

SPILLMAN, J. J. Optimum droplet sizes for spraying against flying targets. *Agricultura Aviation*, v. 17, n. 1/ 4 , 1976.

STOCKMAN, G. C.; AGRAWALA, A. K. Equivalence of Hough curve detection to template matching. v. 20, p. 820-822, 1985.

TIMONER, A.; MAJORANA, F. S.; LEIDERMAN, G. B. *Práticas de física*. São Paulo: Edgar Blucher, 1977.

TRUCCO, E.; VERRI, A. *Introductory techniques for 3D computer vision*. [S.I.]: Prentice-Hall, 1998.

WANG, P. K.; PRUPPACHER, H. R. Acceleration to terminal velocity of cloud and raindrops. *Journal of Applied Meteorology*, Boston, v. 16, n. 3, p. 275-280, 1977.

WANG, X. H; ZHENG, B.; GOOD, W. F. Computer-assisted diagnosis of breast cancer using a data-driven bayesian belief network. *International Journal of Medical Informatics*, Clare, v. 54, p. 115-126, 1999

XU, L. ERKKI, O.; PEKKA, K. A new curve detection method: randomized Hough transform (RHT). *Pattern Recognition Letters*, Amsterdam, v. 11, n. 5, p. 331-338, May 1990.

XU, L.; ERKKI, O. Randomized Hough transform (RHT): basic mechanisms, algorithms, and computational complexities. *CVGIP. Image Understanding, Duluth*, v. 57, n. 2, p. 131-154, Mar 1993.

YING-LIE, TOET, A.; FOSTER, D.; HEIJMANS, H.; MEER, P. *Shape in picture: mathematical description of shape in grey-level images*. Berlin: Springer-Verlag, 1994.

YOUNG, T. Y.; FU, K. S., *Handbook of pattern recognition and image processing*. [S. l.]: Academic Press, 1986.

YUEN, H. K.; PRINCEN, J.; ILLINGWORTH, J.; KITTLER, J. Comparative study of Hough transform methods for circle finding. *Image and Vision Computing*, Guildford, v. 8, n. 1, p. 71-77, Feb. 1989.