

Jonh Edson Ribeiro de Carvalho

**Uma Abordagem de Segmentação de Placas de
Automóveis Baseada em Morfologia Matemática**

Dissertação de Mestrado

Dissertação de Mestrado submetida ao Programa de Pós-Graduação em Computação da Universidade Federal Fluminense como requisito parcial para obtenção do título de Mestre. Área de Concentração: Computação Visual e Interfaces.

Orientadora: D.Sc. Aura Conci

Niterói, Junho de 2006

Jonh Edson Ribeiro de Carvalho

**Uma Abordagem de Segmentação de Placas de
Automóveis Baseada em Morfologia Matemática**

Dissertação de Mestrado submetida ao Programa de Pós-Graduação em Computação da Universidade Federal Fluminense como requisito parcial para obtenção do título de Mestre. Área de Concentração: Computação Visual e Interfaces. Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo assinada.

D.Sc. Aura Conci

Orientadora

IC/UFF - Universidade Federal Fluminense

PhD Edilberto Strauss

Poli/UFRJ - Universidade Federal do Rio de Janeiro

D.Sc. Regina Célia Paula Leal Toledo

IC/UFF - Universidade Federal Fluminense

Niterói, 02 de Junho de 2006

Ficha Catalográfica elaborada pela Biblioteca da Escola de Engenharia e Instituto de Computação da UFF

C331 Carvalho, Jonh Edson Ribeiro de.
Uma abordagem de segmentação de placas de automóveis baseada em morfologia matemática / Jonh Edson Ribeiro de Carvalho. – Niterói,. RJ : [s.n.], 2006.
101 f.

Orientador: Aura Conci.
Dissertação (Mestrado em Computação) - Universidade Federal Fluminense, 2006.

1. Reconhecimento de padrões. 2. Análise de imagens.
3.Computação visual. I. Título.

CDD 006.4

Dedicatória

Aos meus pais, Edson e Luzia.

Aos parentes e amigos que me incentivaram direta ou indiretamente para a
conclusão deste trabalho.

Agradecimentos

À minha Orientadora, Aura Conci, pelo incentivo, compreensão, confiança e pela paciência nos momentos difíceis.

Ao Professor Jacques Facon pela sua atenção, incentivo, colaboração com sugestões de literatura, e pela cessão de um conjunto de imagens de automóveis, que foram usados para testes.

Ao Luis Valente pelo incentivo, apoio e longas conversas, sempre instrutivas.

Resumo

Carvalho, Jonh Edson Ribeiro de. **Uma Abordagem de Segmentação de Placas de Automóveis Baseada em Morfologia Matemática**. Niterói, 2006. 101p. Dissertação de Mestrado – Instituto de Computação, Universidade Federal Fluminense.

A localização da placa de licença de automóvel é uma instância do problema de detecção de regiões de interesse. Sendo essa etapa a principal limitadora no reconhecimento de placas, já que a não detecção da placa ou de seus caracteres, inviabiliza todo o processamento posterior, em que se parte do pressuposto de que eles estão detectados.

Nesta dissertação apresenta-se um método baseado em morfologia matemática para a segmentação de placas de automóveis a partir de cenas complexas, ou seja, cenas em que não haja restrições na aquisição da imagem. O método consiste de uma etapa de obtenção de melhorias das imagens, e de uma segunda etapa específica de segmentação da placa, baseando-se na característica da região da placa em que possui necessariamente um alto contraste entre o fundo da placa e os caracteres. A espessura dos caracteres e a distância entre estes, são o ponto de partida do método para a localização da placa.

O método baseado em morfologia apresenta a vantagem de depender pouco das condições de iluminação, dessa forma se adequando as mais variadas aplicações. Tendo como característica principal, reduzir significativamente o número de candidatos extraídos aumentando assim a velocidade subsequente do reconhecimento da placa.

Palavras-chave

Morfologia Matemática, Análise de Imagens, Reconhecimento de Padrões, Computação Visual, Reconhecimento de Placas.

Abstract

Carvalho, Jonh Edson Ribeiro de. **An Approach of Segmentation of Plates of Automobiles Based in Mathematical Morphology**. Niterói, 2006. 101p. Dissertação de Mestrado – Instituto de Computação, Universidade Federal Fluminense.

The localization of the plate of automobile license is an instance of the problem of detection of interest regions. Being this stage the main limiter in the recognition of plates, since not the detention of the plate or its characters, it makes impracticable the posterior processing all, if part of the estimated one of that they are detected.

In this dissertation a method based on mathematical morphology for the segmentation of plates of automobiles from complex scenes is presented, or either, scenes where it does not have restrictions in the acquisition of the image. The method consists one-step of attainment of improvements of the images, e of one second specific stage of segmentation of the plate, being based on the characteristic of the region of the plate where it possess one necessarily high contrast enters background of the plate and the characters. The thickness of the characters and in the distance between these, they are the starting point of the method for the localization of the plate.

The method based on morphology presents the advantage to depend little on the illumination conditions, of this form if adjusting the most varied applications. Having as characteristic main, to reduce significantly the number of extracted candidates thus increasing the subsequent speed of the recognition of the plate.

Keywords

Mathematical Morphology, Image Analysis, Patterns Recognition, Computer Vision, License Plate Recognition.

Lista de figuras

| | |
|---|----|
| Figura 1. Etapas e Níveis de Abstração no Processamento de Imagens | 19 |
| Figura 2. Imagem para obtenção do Histograma | 23 |
| Figura 3. Histograma da figura 2. | 24 |
| Figura 4. a) Translação no Espaço Euclidiano, b) Translação de um Conjunto Digital (WAYNE, 2000) | 31 |
| Figura 5. Reflexão de B Espaço Euclidiano | 32 |
| Figura 6. Origem do Elemento Estruturante Losango 7x7 (diamante) (MATLAB, 2006) | 33 |
| Figura 7. Elemento Estruturante trasladando a imagem (MATLAB, 2006) | 34 |
| Figura 8. a) Dilatação Euclidiana, b) Dilatação do Conjunto Digital (WAYNE, 2000) | 34 |
| Figura 9. a) Erosão no espaço Euclidiano, b) Erosão do Conjunto Digital (WAYNE, 2000) | 36 |
| Figura 10. Imagens Erodidas consecutivamente: a) 1 vez, b) três vezes, c) cinco vezes | 36 |
| Figura 11. Abertura (WAYNE, 2000) | 37 |
| Figura 12. Fechamento (WAYNE, 2000) | 38 |
| Figura 13. Representação de um sinal, sua Transformada Umbra e a sua Superfície superior (WAYNE, 2000). | 43 |
| Figura 14. Dilatação de um sinal (WAYNE, 2000) | 45 |
| Figura 15. Dilatação em Tons de Cinza (PRATT, 2001) | 45 |
| Figura 16. Erosão de um sinal (WAYNE, 2000). | 46 |
| Figura 17. Erosão em Tons de Cinza (PRATT, 2001). | 47 |
| Figura 18. Abertura em Tons de Cinza eliminando picos do sinal (WAYNE, 2000). | 48 |
| Figura 19. Abertura em Tons de Cinza (PRATT, 2001) | 49 |
| Figura 20. Fechamento conservando picos afastados (WAYNE, 2000). | 49 |
| Figura 21. Fechamento em Tons de Cinza (PRATT, 2001). | 50 |
| Figura 22. Etapas da Operação Tophat por abertura. | 50 |

| | |
|--|-----|
| Figura 23. Etapas da Operação Tophat por Fechamento | .51 |
| Figura 24. Aplicação de Reconhecimento Automático de Caracteres | .53 |
| Figura 25. Exemplos de dispositivos de controle de trânsito (PERKONS, 2006) | .54 |
| Figura 26. Tipos de Placas Brasileiras (CONTRAN, 2006) | .57 |
| Figura 27. Forma e dimensões da placa em mm (CONTRAN, 2006). | .59 |
| Figura 29. Placa binarizada (SOUZA & SUSIN, 2000). | .61 |
| Figura 31. Detecção e Extração de Linha (YANAMURA, 2003) | .64 |
| Figura 32. Processamento Paralelo (OPAS CHUTATAPE & XIAODONG QIAN, 1999) | .65 |
| Figura 33. Imagens de placas com variação de ângulos (NAITO et al., 1999) | .66 |
| Figura 34. Pré-processamento, Limiarização e Erosão, Placa destacada (DASHAN GAO & JIE ZHOU, 2000) | .67 |
| Figura 35. Detecção de Placas em motos (HSI-JIAN et al., 2004) | .68 |
| Figura 36. Realce dos caracteres por Morfologia Matemática | .69 |
| Figura 37. Etapas do sistema da imagem | .73 |
| Figura 38. Exemplo de Imagem Inicial | .74 |
| Figura 39. Imagem Original | .75 |
| Figura 40. Imagem após Bottom Hat | .76 |
| Figura 41. Imagem após Binarização | .77 |
| Figura 42. Imagem após Fechamento | .77 |
| Figura 43. Imagem após Abertura Mínima | .78 |
| Figura 44. Imagem após Abertura Máxima | .78 |
| Figura 45. Imagem após Eliminação largura Mínima – Abertura | .79 |
| Figura 46. Imagem de Placa segmentada após dilatação | .79 |
| Figura 47. Imagem de placa destacada | .80 |
| Figura 49. Localização parcial da placa | .82 |
| Figura 50. Veículo com pintura clara | .82 |
| Figura 51. Veículo com a placa inclinada | .83 |
| Figura 52. Placa sombreada | .84 |
| Figura 53. Imagem contendo três placas | .84 |
| Figura 54. Veículo com adesivos | .85 |
| Figura 55. Foto com ângulo normal | .85 |

Lista de tabelas

| | |
|---|-----|
| Tabela 1. Padronização das Placas (CONTRAN, 2006) | .58 |
| Tabela 2. Dimensões das Placas no Brasil em mm (CONTRAN, 2006). | .58 |
| Tabela 3. Dimensões dos caracteres alfanuméricos em mm (CONTRAN, 2006). | .59 |
| Tabela 4. Resultados para o Reconhecimento de Caracteres (GUINGO, 2003) | .63 |
| Tabela 5. Características das imagens obtidas | .72 |
| Tabela 6. Resultado da Localização das Placas | .81 |

Sumário

| | | |
|--------|---|----|
| 1 | Introdução | 13 |
| 1.1. | Motivações | 13 |
| 1.2. | Metodologia Proposta | 15 |
| 1.3. | Organização da Dissertação | 16 |
| 2 | Processamento e Análise de Imagens | 18 |
| 2.1.1. | Definições básicas | 18 |
| 2.1.2. | Definição de imagem | 19 |
| 2.1.3. | Sistema de processamento e análise de imagens | 20 |
| 2.2. | Técnicas de Segmentação | 22 |
| 2.2.1. | Segmentação com uso do Histograma | 23 |
| 2.2.2. | Limiarização Automática | 25 |
| 3 | Morfologia Matemática | 29 |
| 3.1. | Características Principais | 29 |
| 3.2. | Bases da Morfologia Matemática Binária | 31 |
| 3.2.1. | Elemento Estruturante | 32 |
| 3.2.2. | Dilatação | 33 |
| 3.2.3. | Erosão | 35 |
| 3.2.4. | Abertura | 36 |
| 3.2.5. | Fechamento | 37 |
| 3.2.6. | Granulometria | 38 |
| 3.3. | Morfologia Matemática em Tons de Cinza | 40 |
| 3.3.1. | Bases para Morfologia Matemática em Tons de Cinza | 40 |
| 3.3.2. | Umbralização | 42 |
| 3.3.3. | Dilatação | 43 |
| 3.3.4. | Erosão | 46 |
| 3.3.5. | Abertura | 47 |
| 3.3.6. | Fechamento | 49 |

| | |
|---|----|
| 3.3.7. Tophat por abertura | 50 |
| 3.3.8. Tophat por fechamento | 51 |
| 3.3.9. Morfologia Matemática em Cores | 52 |
| | |
| 4 Reconhecimento de Placas | 53 |
| 4.1. Alguns Sistemas Atuais em Uso | 54 |
| 4.2. Sistema Brasileiro de Placas de Veículos | 56 |
| 4.3. . Evolução do Reconhecimento de Placas | 59 |
| 4.3.1. Siav | 60 |
| 4.3.2. Bussador & Facon | 62 |
| 4.3.3. Guingo e Rodrigues | 62 |
| 4.4. Abordagens Diferenciadas no Mundo | 63 |
| | |
| 5 Metodologia Proposta | 71 |
| 5.1. Base de dados | 71 |
| 5.1.1. Características da base de dados | 72 |
| 5.2. Desenvolvimento | 72 |
| 5.3. Aquisição da imagem | 74 |
| 5.4. Pré-Processamento | 74 |
| 5.4.1. Conversão das imagens coloridas para níveis de cinza | 74 |
| 5.4.2. Tophat | 75 |
| 5.5. Processamento | 76 |
| 5.5.1. Redução da complexidade da imagem | 76 |
| 5.6. Segmentação por Operações Morfológicas Binária | 77 |
| 5.6.1. Fechamento | 77 |
| 5.6.2. Abertura Horizontal e Vertical | 78 |
| 5.7. Análise de Resultados | 80 |
| 5.7.1. Análise da localização da placa | 80 |
| 5.7.2. Casos particulares | 82 |
| 5.7.2.1. Localização em veículos com pintura clara | 82 |
| 5.7.2.2. Placas posicionadas incorretamente | 83 |
| 5.7.2.3. Fator de luminosidade | 83 |
| 5.7.2.4. Foto com mais de um veículo | 84 |
| 5.7.2.5. Localização da placa em veículos com adesivos | 85 |

| | |
|--|------|
| 5.7.2.6. Fotos não paralelas ao plano de captura | .85 |
| 5.7.3. Comparação com o sistema SIAV | .86 |
| 6 Conclusão | .88 |
| 6.1. Contribuição do trabalho | .89 |
| 6.2. Perspectivas futuras | .89 |
| Referência Bibliográfica | .90 |
| Apêndice A | .96 |
| Apêndice B | .101 |

1 Introdução

O reconhecimento de placas de veículos automotores é uma aplicação que está inserida no contexto do reconhecimento de padrões, um ramo da ciência que se interessa pela descrição, interpretação e também reconhecimento de objetos ou partes de uma imagem digital. O reconhecimento de padrões lida com técnicas para associar os padrões às suas respectivas classes, de forma automática e com a menor intervenção humana possível (GONZALEZ & THOMASON, 1992).

O trabalho de reconhecimento de placas pode parecer uma aplicação de fácil solução, pois o objeto do reconhecimento, a placa, é constituído de caracteres impressos com formas bem definidas. Este fato pode induzir o pensamento de que um sistema de reconhecimento ótico de caracteres (OCR) convencional pode facilmente resolver o problema, porém a realidade mostra o contrário. O reconhecimento de placas de veículos apresenta características próprias, advindas de efeitos diversos introduzidos por fatores como: a neblina, a chuva, a obstrução parcial da placa, a distâncias, a velocidade de deslocamento do veículo, o ângulo de tomada da imagem, a qualidade técnica do equipamento de captura que muitas das vezes ficam expostos à intempérie, a luminosidade natural ou falta da mesma, sombra, reflexo, diferenças de padrão, estado de conservação da placa e outros. Estes fatores tornam o problema muito mais complexo e difícil de ser tratado.

1.1. Motivações

O estudo de reconhecimento de placas apresenta um grande potencial de aplicação prática (HSI-JIAN et al., 2004). Através de um sistema automático de reconhecimento da licença de um veículo pode-se auxiliar e aumentar o desempenho de diversos setores que necessitam atualmente desta informação para desenvolverem seu trabalho.

Com o grande crescimento da frota de veículos em todo mundo, surgem problemas em que a engenharia de tráfego tem que lidar de forma a conseguir

informações rápidas e precisas destes veículos, não apenas para controle e monitoração, mas também para solucionar questões de segurança e planejamento.

A utilização do Reconhecimento Automático de Placas não se restringe apenas ao auxílio da fiscalização no tráfego, pode ser aplicada na identificação de carros roubados, na aplicação de multas, no controle de acesso a estacionamentos, para gerar estatísticas de fluxo de entrada e saída de veículos a determinados locais ou mesmo geração de subsídios para a área de turismo.

Mesmo nas grandes metrópoles brasileiras, a identificação do veículo, a partir das fotografias tiradas pelos inúmeros equipamentos espalhados pelas vias públicas, ainda é feita manualmente e não automaticamente em tempo real. Com um sistema automatizado o ganho não se restringe somente ao tempo de resposta, mas principalmente na imediata disponibilidade da informação para uso em inúmeras outras aplicações e lugares. Observando a concentração de veículos nos grandes centros e, também que a maioria das grandes cidades brasileiras já tem em funcionamento câmeras para o controle do tráfego, ou mesmo para a aplicação de multas. Conclui-se que um sistema de reconhecimento automático de placas seria um excelente aliado aos órgãos de fiscalização, aos estacionamentos de grande rotatividade, às concessionárias das rodovias privatizadas e a outros setores que possam fazer uso da informação colocada rapidamente à disposição.

As pesquisas acadêmicas em reconhecimento de caracteres alfanuméricos de placas de veículos, através do processamento de imagens, tiveram início na década de setenta, quando os primeiros trabalhos foram publicados (DUDA & HART , 1973). Entretanto, foi somente nos anos de mil novecentos e oitenta que os primeiros sistemas comerciais de reconhecimento de placas (RP) de automóveis se tornaram disponíveis, ainda com muitas limitações e desempenho restrito (CHOI, 1987).

No Brasil, o processamento das multas de trânsito e o reconhecimento da licença dos veículos ainda são feitos manualmente, o que demanda tempo e recursos humanos cada vez maiores.

O foco principal deste trabalho é desenvolver uma metodologia para a localização da placa de licença dos veículos, que representa a etapa mais importante do processo de reconhecimento de placas (RP) incluindo a concepção e avaliação de desempenho de um modelo computacional, utilizando

exclusivamente operadores morfológicos, na busca de uma solução para o problema.

1.2. Metodologia Proposta

Um sistema de reconhecimento de placas (RP) é composto principalmente de três módulos de processamento: localização da placa, segmentação dos caracteres, e reconhecimento dos caracteres. No primeiro módulo temos a busca da região que representa a placa, delimitada pelos caracteres. No segundo módulo, da região entregue pelo módulo anterior são segmentados os caracteres. No terceiro módulo com cada um dos caracteres obtidos, se faz o reconhecimento. Este que já foi explorado nas aplicações de reconhecimento ótico de caracteres (SZMURLO, 1995), mas agora tratando as características das placas de automóveis.

Entre eles, a tarefa da "localização da placa" é considerada como o estágio mais crucial no sistema de RP. Uma vez que a placa foi encontrada, o resultado pode ser alimentado no segundo e terceiro módulo (MONTEIRO, 2002), trabalho realizado no Visual Lab da Linha de Computação Visual e Interfaces do Instituto de Computação da Universidade Federal Fluminense. Assim com essa dissertação pretende-se completar os três módulos necessários ao Reconhecimento Automático de Placas.

Pode-se enumerar um grande número de metodologias que foram propostas para a localização da placa desejada com processamento de imagens. Nessas metodologias, as principais características usadas para a localização da placa, incluem: cores (KIM et al., 2000), vértices (HEGT et al., 1999), bordas verticais (YU & KIM, 2000), simetria dos cantos da placa (KIM & CHIEN, 2001), projeções de contornos (DAI et al., 2001) vertical e horizontal (BARROSO, 1997), busca das formas dos caracteres (HSIEH et al., 2005) e outros (COETZE et al., 1998) (GUANGZHI CAO, 2003).

Em (KIM et al., 2000) foi usada a informação da cor e redes neurais para extrair as placas, entretanto a cor não é estável quando as condições de iluminação mudam. (DAI et al., 2001) e (BARROSO et al., 1997) usaram as projeções das bordas com ambas as orientações determinando picos dos histogramas como sendo possíveis posições das placas, no entanto a cena é complexa, muitas bordas

não relacionadas, perturbaram a determinação das posições corretas da placa. YU & KIM, 2000 propuseram um algoritmo de detecção de bordas vertical para agrupar todas as posições possíveis das placas. Nessa abordagem, supõe-se que as bordas verticais entre a placa e o fundo da imagem são contrastantes. Entretanto, quando as cores das placas forem similares aos fundos, a suposição não mais existirá. Outros métodos como os citados usando as características de vértices (HEGT et al., 1999) e a simetria dos cantos da placa (KIM & CHIEN, 2001) também fizeram a mesma suposição. O principal problema nessas abordagens é que as características usadas dependem das diferenças de intensidade entre a placa e as cores do carro, que não são estáveis, devido à condição de iluminação, orientação da câmera, ou mudanças na cor do carro.

Esta dissertação apresenta uma abordagem para localizar placas de automóveis baseadas em operações morfológicas. Podemos ver que a abordagem baseada em morfologia matemática foi aplicada com sucesso em aplicações diferentes como a detecção facial (PERLIBAKAS, 2003), detecção de impressão digital (MOSOROV, 2001), sensoriamento remoto (SOILLE & PESARESI, 2002), afinamento (FRANÇA, 2005), controle de qualidade de padrões gráficos (FERNANDES & CONCI, 2004), etc.

A abordagem apresentada nesta dissertação utiliza diretamente as operações de morfologia matemática na tarefa de extração de características para localização da placa desejada, módulo da localização da placa. A característica de contraste é invariante a diversas transformações geométricas como a cor do carro, translação da câmera, rotações, e escala. Mesmo através das mudanças de iluminação, pode ainda ser mantida a alta diferença de intensidade entre os caracteres e o fundo. Assim a metodologia adotada considera como parâmetro importante os caracteres que serão referências para se buscar a localização da placa, considerando as dimensões e o afastamento entre eles, de maneira a encontrar o conjunto de caracteres que compõe a placa. Conseqüentemente, o método proposto trabalha a região sob diversas condições de em que a imagem possa ser obtida.

1.3. Organização da Dissertação

O capítulo 2 apresenta os princípios do processamento e análise de imagens para o problema de Reconhecimento de Placas de Automóveis, definindo as

características das três etapas: localização da placa, segmentação e reconhecimento dos caracteres.

O capítulo 3 trata dos fundamentos da Morfologia Matemática em imagens binárias e em tons de cinza, fornecendo as bases para a metodologia desenvolvida no trabalho de localização de placas.

O capítulo 4 apresenta várias abordagens e outros autores destacando a evolução das metodologias.

O capítulo 5 descreve a metodologia proposta, apresentando todos os passos necessários na construção da solução.

O capítulo 6 define os limites impostos ao sistema e apresenta conclusões e propostas de futuros trabalhos.

2 Processamento e Análise de Imagens

O interesse em métodos de processamento digital de imagens (PDI) tem duas áreas principais de aplicação: melhoria da informação visual para a interpretação humana e processamento de dados de cenas para percepção automática através de máquinas.

A área de processamento digital de imagens tem atraído grande interesse nas últimas duas décadas. A evolução da tecnologia de computação digital, bem como o desenvolvimento de novos algoritmos para lidar com sinais bidimensionais está permitindo uma gama de aplicações cada vez maior.

Como resultado dessa evolução, a tecnologia de processamento digital de imagens vem ampliando seus domínios, que incluem as mais diversas áreas, como por exemplo: análise de recursos naturais e meteorologia por meio de imagens de satélites; transmissão digital de sinais de televisão ou fac-símile; análise de imagens biomédicas, incluindo a contagem automática de células e exame de cromossomos; análise de imagens metalográficas e de fibras vegetais; obtenção de imagens médicas por ultra-som, radiação nuclear ou técnicas de tomografia computadorizada; aplicações em automação industrial envolvendo o uso de sensores visuais em robôs, etc.

As técnicas de processamento digital de imagens, além de permitirem analisar uma cena nas várias regiões do espectro eletromagnético, também possibilitam a integração de vários tipos de dados, os quais devem estar devidamente registrados. As principais áreas de aplicações do PDI geralmente requerem métodos capazes de realçar as informações contidas nas imagens para a posterior interpretação e análise humana.

2.1.1. Definições básicas

O processamento digital de imagens é classificado segundo (FACON, 1996) quanto ao grau de abstração em três níveis distintos: baixo, médio e alto, em que ocorre uma redução progressiva da quantidade de informações manipuladas à

medida que se passa por níveis crescentes de abstração e quanto às etapas (GONZALES & WOODS, 92). No processamento de baixo nível, os dados de entrada são pixels da imagem original e os dados de saída representam propriedades da imagem, na forma de valores numéricos associados a cada pixel, sendo definidas as etapas de aquisição e pré-processamento. No processamento de nível médio este conjunto de valores produz como resultado uma lista de características obtidas pela segmentação e representação. O processamento de alto nível produz, a partir destas características, um reconhecimento e uma interpretação do conteúdo da imagem. Estas especificações supõem uma diversificação dos processamentos (Figura 1).

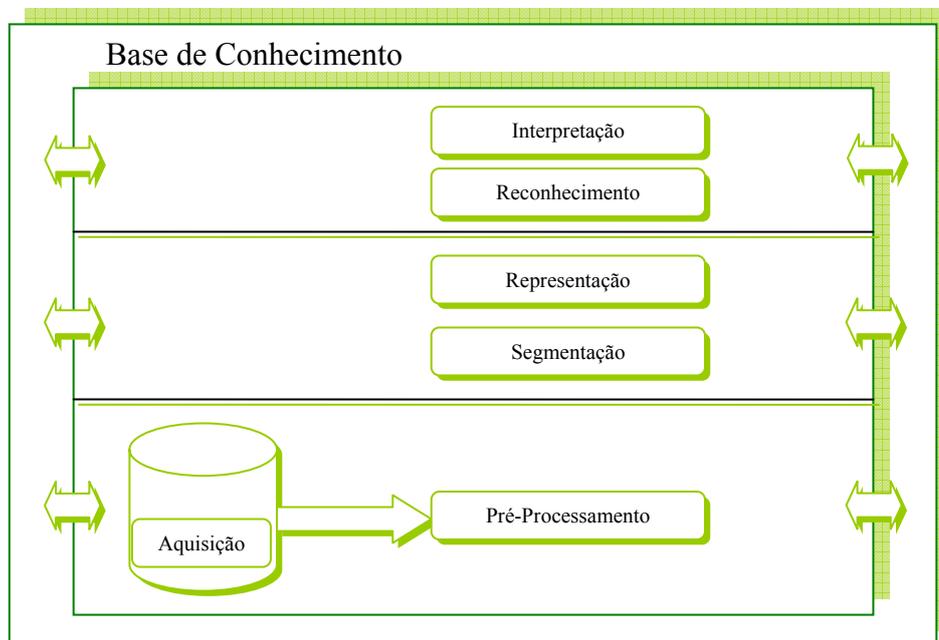


Figura 1. Etapas e Níveis de Abstração no Processamento de Imagens

2.1.2. Definição de imagem

Em geral, uma imagem pode ser descrita por uma função bidimensional $z = F(x,y)$, onde (x,y) é a coordenada espacial e $F(x,y)$ um valor em (x,y) . Dependendo do tipo da imagem, o valor pode ser intensidade de luz monocromática, profundidade (Radar), intensidade de onda de rádio (Sonar) ou temperatura (Térmica, Infravermelho, Satélite). A imagem digital, por outro lado, é uma função discreta bidimensional $i = f(x,y)$ digitalizada pela discretização da coordenada espacial para valores inteiros e pelo módulo do valor. Uma imagem

digital pode ser vista como uma matriz bidimensional, cujos índices linha e coluna identificam a posição de um pixel na imagem, e o valor do elemento da matriz correspondente, identifica o nível de intensidade que a característica.

2.1.3. Sistema de processamento e análise de imagens

Um sistema de processamento e análise de imagens constitui-se dos seguintes elementos: aquisição, pré-processamento, segmentação, representação, reconhecimento, interpretação.

A primeira etapa no processo é a aquisição da imagem isto é, adquirir uma imagem digital. Para fazer isso, necessitamos de um sensor para imagem e a capacidade de digitalizar o sinal produzido pelo sensor. O sensor poderia ser uma câmera de TV monocromática ou colorida, o sensor de imagem poderia também ser uma câmera de varredura por linha que produza uma única linha de imagem por vez. Nesse caso, o movimento do objeto ao longo do varredor de linhas produz uma imagem bidimensional. Se a saída da câmera ou outro sensor de imagem não se encontrar na forma digital, um conversor realiza a digitalização. A natureza do sensor e da imagem que ele produz é determinada pela aplicação. No caso das aplicações para leitura de correspondências baseiam-se grandemente em câmeras por varredura de linhas.

Após a obtenção de uma imagem digital, a próxima etapa trata de pré-processar a imagem. Objetivo do pré-processamento é melhorar a imagem de forma a aumentar as chances para o sucesso dos processos seguintes. Assim permitem corrigir certo número de imperfeições e defeitos que aparecem na imagem decorrentes de problemas na aquisição ou transmissão ou armazenamento, cujas causas podem ser as características físicas do sistema, as condições de iluminação, imperfeições no sistema de lentes da câmara, entre outras. O pré-processamento não é indispensável, mas na maioria dos casos é necessário e muito importante. No nosso problema, o pré-processamento tipicamente envolve técnicas para o realce de contrastes, remoção de ruído e isolamento das regiões onde há a probabilidade de informação alfanumérica. Este isolamento das possíveis regiões de interesse é denominado segmentação de imagens.

O objetivo principal da etapa de segmentação é subdividir uma imagem em suas partes constitutivas. Em uma imagem analisada pelos olhos humanos a

segmentação é realizada pela detecção de descontinuidades e/ou regiões na imagem. A maioria dos processos artificiais é baseada na pesquisa destas entidades, que são armazenadas sobre uma forma adequada denominada de segmentos ou primitivas. Em geral, a segmentação automática é uma das tarefas mais difíceis no processamento de imagens digitais. Por um lado, um procedimento de segmentação robusto favorece substancialmente a obtenção de uma solução adequada de um problema de análise de imagens. Por outro lado, algoritmos de segmentação fracos ou erráticos quase sempre levam a falhas no processamento. No caso de reconhecimento de caracteres, o papel básico da segmentação é extrair cada um dos caracteres individuais e palavras do fundo da imagem. A saída da etapa de segmentação é constituída por dados em forma de pixels, correspondendo tanto à fronteira de uma região como a todos os pontos dentro da mesma. Em ambos os casos são necessários à conversão dos dados para uma forma adequada ao processamento computacional.

Na etapa seguinte o objetivo da representação é elaborar uma estrutura adequada, agrupando os resultados das etapas anteriores e o armazenamento dos diversos padrões que contém o conhecimento a priori a respeito do documento. A representação é efetuada após a obtenção das primitivas, e às vezes, ao mesmo tempo. Algumas vezes a representação permite medir as propriedades das formas resultantes da segmentação. A primeira decisão que precisa ser feita é se os dados devem ser representados como fronteiras ou como regiões completas. A representação por fronteira é adequada quando o interesse se concentra nas características da forma externa, tais como cantos ou pontos de inflexão. A representação por região é adequada quando o interesse se concentra em propriedades internas, tais como textura ou a forma do esqueleto. Em algumas aplicações, entretanto, essas representações coexistem. Essa situação acontece em aplicações de reconhecimento de caracteres, que freqüentemente requer algoritmos baseados na forma da borda, bem como também esqueletos e outras propriedades internas.

A escolha de uma representação é apenas parte da solução para transformar os dados iniciais numa forma adequada para o subsequente processamento computacional. Um método para descrever os dados também deve ser especificado, de forma que as características de interesse sejam enfatizadas.

A etapa da descrição também chamada seleção de características, primeiro procura extrair características que resultem em alguma informação quantitativa de

interesse ou que sejam básicas para discriminação entre classes de objetos. Em se tratando de reconhecimento de caracteres, descritores tais como buracos e concavidades são características poderosas que auxiliam na diferenciação entre uma parte do alfabeto e outra (MONTEIRO, 2002).

O último nível envolve o reconhecimento e a interpretação. Reconhecimento é a etapa que atribui um rótulo a um objeto, baseado na informação fornecida pelo seu descritor. A interpretação envolve a atribuição de significado a um conjunto de objetos reconhecidos. Por exemplo, a identificação de um caractere, digamos c, requer a convergência dos descritores para as características de definição do caractere com o rótulo c.

A interpretação procura atribuir significado a um conjunto de entidades rotuladas. Por exemplo, uma cadeia de três caracteres alfabéticos e de um hífen podem seguidos de quatro números são interpretados como uma placa de automóvel. Este é o processo mais “inteligente” em um sistema de visão por computador, pois representa o nível mais alto na abstração e permite obter a descrição do fenômeno representado na imagem, fazendo uso do conhecimento a priori dos casos estudados, e também utilizando os conhecimentos adquiridos nas fases anteriores do processo.

2.2. Técnicas de Segmentação

A segmentação de imagens é um processo que tipicamente divide em partições o domínio espacial de uma imagem em subconjuntos mutuamente exclusivos, chamados segmentos ou regiões. Cada região é homogênea e uniforme considerando-se algumas propriedades como tom ou textura e cujos valores diferem em alguns aspectos e significados, das propriedades de cada região vizinha.

As regiões de uma imagem segmentada devem ser uniformes e homogêneas com respeito a alguma característica (HARALICK, 1987). Por exemplo, nível de cinza ou textura, regiões adjacentes devem ter valores significativamente diferentes com respeito à característica segmentada, interior das regiões deve ser simples e conectados.

Na literatura, encontram-se várias técnicas de segmentação, mas não existe um método simples que seja bom para todos os tipos de imagens, e nem todos os métodos são igualmente bons para um tipo particular de imagem.

2.2.1. Segmentação com uso do Histograma

O histograma de uma imagem fornece informação útil para fazer realce e a análise da imagem. O histograma de uma imagem revela a distribuição dos níveis de cinza da imagem ou a distribuição de cada componente de cor para imagens colorida como no sistema RGB.

Seja uma imagem digital g de M linhas e N colunas e onde n_k é o número de vezes que o nível de cinza K aparece na imagem.. O histograma da imagem g , H_g , pode, analiticamente, ser definido por :

$$H_g(k) = \frac{n_k}{M.N} \quad (2.1)$$

Sendo representado por um gráfico que dá o número de pixels na imagem para cada nível de cinza. Pode-se ver o Histograma da Figura 2 na Figura 3 .



Figura 2. Imagem para obtenção do Histograma

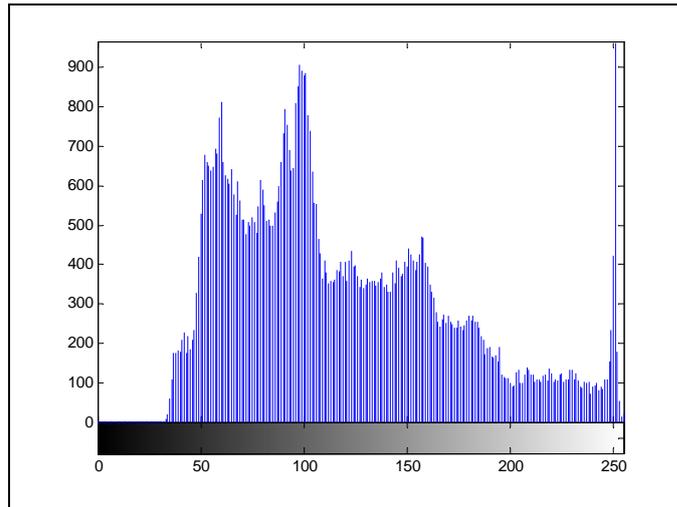


Figura 3. Histograma da figura 2.

Na prática, a obtenção de um histograma perfeitamente uniforme não é possível devido à natureza das imagens, cujos pixels podem assumir somente valores discretos. Existem técnicas para melhorar este problema, mas pode acontecer de áreas homogêneas na imagem original aparecerem "pipocadas", por que tons de cinza iguais são mapeados para níveis de cinza diferentes.

A limiarização de uma imagem digital é um método que se baseia no histograma da imagem, buscando encontrar regiões bem definidas, a fim de poder efetuar a divisão da imagem em objetos ou regiões. A continuidade dos níveis de cinza é a primitiva de maior valor na segmentação por limiarização. Assim, a limiarização efetua a subdivisão da imagem em função das regiões realmente significativas contidas no seu histograma (CONCI, 2005).

Seja uma imagem digital qualquer, onde $f(x,y)$ representa o nível de cinza de um ponto qualquer, supondo a existência de duas regiões bem definidas em função dos seus níveis de cinza: um fundo escuro sob um objeto claro. Observando-se o histograma, poderá haver a existência de um limiar L entre as suas regiões, representando as duas áreas tonais da imagem.

A limiarização desta imagem pode ser representada por:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{se } f(x, y) > L \\ 0 & \text{se } f(x, y) \leq L \end{cases} \quad (2.2)$$

onde L representa o ponto limiarizado.

2.2.2. Limiarização Automática

O método de segmentação apresentado por (OTSU, 1979) baseia-se na análise discriminante. A operação de binarização é obtida pelo particionamento dos pixels de uma imagem em duas classes $C_0 = \{0, 1, 2, \dots, t\}$ e $C_1 = \{t+1, t+2, \dots, l-1\}$, isto é, objeto e fundo.

Otsu define que o valor ótimo do limiar t^* como o determinado pela maximização do critério de separabilidade da função $\eta = \frac{\sigma_B^2}{\sigma_T^2}$, onde η é a variância entre classes dividida pela variância total: $t^* = \text{ArgMax}$, σ_B^2 , σ_B e σ_T são definidos por:

$$p(i) = \frac{1}{\sigma_1 \sqrt{2\pi}} * e^{-\left(\frac{(i-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}\right)} + \frac{1}{\sigma_2 \sqrt{2\pi}} * e^{-\left(\frac{(i-\mu_2)^2}{2\sigma_2^2}\right)} \quad (2.3)$$

$$\sigma_T^2 = \sum_{i=0}^{l-1} (i - \mu_T)^2 P_i \quad \mu_T = \sum_{i=0}^{l-1} i p_i, \quad (2.4)$$

$$\sigma_B^2 = \omega_0 \omega_1 (\mu_1 - \mu_0)^2 \quad \omega_1 = 1 - \omega_0 \quad \omega_0 = \sum_{i=0}^t P_i, \quad (2.5)$$

$$\mu_1 = \frac{\mu_T - \mu_0}{1 - \omega_0} \quad \mu_0 = \frac{\mu_T}{\omega_0} \quad \mu_t = \sum_{i=0}^t i p_i, \quad (2.6)$$

sendo que ω_0 e ω_1 correspondem às variâncias nas classes C_0 e C_1 ; μ_0 e μ_1 correspondem às médias das classes, respectivamente. σ_B^2 , σ_T^2 as variâncias inter-classes e total, respectivamente, P_i é a função densidade de probabilidade, a variável i e p_i representa o percentual de cada tom de cinza total da imagem.

Em (SAHOO et al., 1988) e diversos outros trabalhos o histograma da imagem é considerado como uma estimativa da função densidade de probabilidade $p(g)$ da população, que compreende os níveis de cinza dos objetos e do fundo da seguinte maneira:

$$p(g) = \frac{1}{\sigma_1 \sqrt{2\pi}} * e^{-\left(\frac{(g-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}\right)} + \frac{1}{\sigma_2 \sqrt{2\pi}} * e^{-\left(\frac{(g-\mu_2)^2}{2\sigma_2^2}\right)} \quad (2.7)$$

Os parâmetros μ_i , σ_i^2 as médias e os desvios padrões respectivamente e as probabilidades a priori p_i com $i = 1, 2$, da densidade de probabilidade $p(g)$, associados a uma imagem a ser binarizada, não são usualmente conhecidos. Uma função critério $J(t)$ é introduzida e definida com:

$$J(t) = 1 + 2(p_1(t)\log(\sigma_1(t)) + p_2(t)\log(\sigma_2(t))) - 2(p_1(t)\log(p_1(t)) + p_2(t)\log(p_2(t))) \quad (2.8)$$

onde os parâmetros $\mu_i(t)$, $\sigma_i^2(t)$ e as probabilidades a priori $p_i(t)$ com $i = 1, 2, \dots$ são definidos como:

$$p_1(t) = \sum_{g=0}^t h(g) \quad \text{e} \quad p_2(t) = \sum_{g=t+1}^{255} h(g) \quad (2.9)$$

$$\mu_1(t) = \frac{\sum_{g=0}^t gh(g)}{p_1(t)} \quad \text{e} \quad \mu_2(t) = \frac{\sum_{g=t+1}^{255} gh(g)}{p_2(t)} \quad (2.10)$$

$$\sigma_1^2 = \frac{\sum_{g=0}^t h(g)(g - \mu_1(t))^2}{p_1(t)} \quad \text{e} \quad \sigma_2^2 = \frac{\sum_{g=t+1}^{255} h(g)(g - \mu_2(t))^2}{p_2(t)} \quad (2.11)$$

onde g é o nível de cinza da imagem e $h(g)$ o valor do histograma para cada nível de cinza. Assim, o limiar T é obtido a partir da minimização da função $J(t)$.

Pun, em (PUN, 1981) sugeriu um algoritmo que tenta achar o limiar t que maximiza a função $H = H_b + H_w$ onde: $H_b(t) = -\sum_{i=0}^t p_i \log(p_i)$ é a entropia associada (black), para uma imagem com 256 níveis de cinza, com os pixels pretos binarizados com um limiar t . De forma análoga, a entropia dos pixels brancos (white) é $H_w(t) = -\sum_{i=t+1}^{255} p_i \log(p_i)$. Pun demonstrou que basta maximizar a função $f(t)$:

$$f(t) = \frac{H_t}{H_T} \frac{\log(P_t)}{\log(\text{Max}\{p_0, p_1, \dots, p_t\})} + \left[1 - \frac{H_t}{H_T}\right] \frac{\log(1 - P_t)}{\log(\text{Max}\{p_{t+1}, p_{t+2}, \dots, p_{255}\})} \quad (2.12)$$

com

$$H_t = -\sum_{i=0}^t p_i \log(p_i), \quad H_T = -\sum_{i=0}^{255} p_i \log(p_i) \quad \text{e} \quad P_t = \sum_{i=0}^t p_i, \quad (2.13)$$

onde H_t , H_T e P_t representam, respectivamente, a entropia dos pixels pretos, a entropia total e a probabilidade acumulada até o nível de cinza t .

O método de (KAPUR et al., 1985) é baseado no método de Pun. Kapur procura definir a probabilidade de distribuição A de um objeto contra a probabilidade de distribuição B do fundo, da seguinte forma:

$$A: \frac{p_0}{P_t}, \frac{p_1}{P_t}, \dots, \frac{p_t}{P_t} \quad (2.14)$$

$$B: \frac{p_{t+1}}{(1 - p_t)}, \frac{p_{t+2}}{(1 - p_t)}, \dots, \frac{p_{255}}{(1 - p_t)} \quad (2.15)$$

O valor de limiar ótimo é o valor de t que maximiza a expressão da entropia total $H = H_b(T) + H_w(T)$, onde a entropia dos tons pretos e brancos são dados por:

$$\text{pixels pretos } H_b(t) = -\sum_{i=0}^t \frac{p_i}{P_t} \log\left(\frac{p_i}{P_t}\right) \quad (2.16)$$

$$\text{pixels brancos } H_w(t) = -\sum_{i=t+1}^{255} \frac{p_i}{1 - P_t} \log\left(\frac{p_i}{1 - P_t}\right) \quad (2.17)$$

Todos esses métodos possuem uma desvantagem em comum: eles utilizam no cálculo somente a informação do histograma (ignorando os detalhes da organização espacial da imagem).

3 Morfologia Matemática

Este capítulo começa com a morfologia binária que é baseada na teoria dos conjuntos, em seguida apresenta-se a morfologia em tons de cinza que pode ser considerada como a extensão da morfologia binária no espaço tridimensional desde que uma imagem em tons de cinza possa ser considerada como um conjunto de pontos no espaço 3D.

A morfologia matemática fornece uma abordagem sistemática para analisar as características geométricas dos sinais e de imagens, e vem sendo usada amplamente em várias aplicações tais como a detecção de bordas, segmentação de objetos, supressão de ruído e assim por diante. Nesta dissertação busca-se a resolução do problema de identificação da região da placa em imagens de veículos com uma abordagem que utiliza morfologia matemática (CALIXTO, 2005) e de alguns filtros morfológicos para segmentação da placas.

3.1. Características Principais

De uma perspectiva científica, a palavra morfologia refere-se ao estudo das formas e das estruturas. Em processamento de imagem, morfologia é o nome de uma metodologia específica para analisar a estrutura geométrica inerente a uma imagem. Os filtros morfológicos, que podem ser construídos com base nos fundamentos das operações morfológicas, são mais apropriados para a análise da forma do que os filtros lineares padrão, que distorcem às vezes a forma geométrica fundamental da imagem. Alguns das características da metodologia morfológica são (FACON, 1996):

- As operações morfológicas fornecem uma alteração geométrica sistemática do conteúdo da imagem mantendo a estabilidade das características geométricas importantes.
- Existe uma álgebra relacionada à morfologia matemática bem desenvolvida que pode ser empregada para a representação e a otimização dos processos.

- É possível expressar muitos algoritmos digitais nos termos de uma classe muito pequena de operações morfológicas primitivas.
- Existe uma representação rigorosa de teoremas por meio do qual se pode obter a expressão dos filtros morfológicos nos termos das operações morfológicas primitivas.

Geralmente, os operadores morfológicos transformam a imagem original em uma outra imagem através da interação com uma outra imagem menor de determinadas formas e tamanho, que é conhecido como o elemento estruturante. As características geométricas da imagem que são similares na forma e no tamanho ao elemento estruturante são preservados, enquanto outras características são suprimidas. As operações morfológicas podem simplificar os dados da imagem, preservando suas formas características e eliminando irrelevâncias. As operações morfológicas podem ser empregadas para muitos propósitos, incluindo a detecção da borda, segmentação, realce das imagens, reconstrução e outros.

Enquanto a morfologia binária e a morfologia em tons de cinza são bem desenvolvidas e usadas extensamente, a morfologia matemática em cores ainda é objeto de estudos (CALIXTO, 2005). As características geométricas básicas monocromáticas e em tons de cinza dos operadores primitivos da morfologia são introduzidas neste capítulo enquanto os detalhes da álgebra morfológica e da morfologia colorida estão além do escopo dessa dissertação.

Uma introdução sistemática dos fundamentos teóricos da morfologia matemática, suas operações principais da imagem, e suas aplicações podem ser encontradas em (CALIXTO, 2005) e (FACON, 1996).

A morfologia matemática definida no conjunto Euclideano é chamada morfologia Euclideana. Aquela definida no conjunto digital é chamada morfologia digital. Em geral, esse relacionamento é similar àquele entre processamento de sinal contínuo e processamento de sinal digital.

Embora a implementação real de operadores morfológicos esteja no conjunto digital, o modelo Euclideano é essencial ao desenvolvimento de uma compreensão intuitiva de como os operadores funcionam na teoria e na aplicação (FACON, 1996).

3.2. Bases da Morfologia Matemática Binária

A fundamentação teórica da morfologia matemática binária é a teoria dos conjuntos. Em imagens binárias, os pontos no conjunto são chamados de primeiro plano (FOREGROUND) e aqueles do conjunto do complemento são chamados de fundo (BACKGROUND).

Se A e B são conjuntos em um espaço euclidiano n dimensional, isto é $E = \mathbb{R}^n$ com elementos $a = (a_1, a_2, \dots, a_n)$ e $b = (b_1, b_2, \dots, b_n)$ respectivamente. Apresentam-se alguns conceitos básicos da teoria dos conjuntos. Além de tratar das operações de conjunto usuais de união e de interseção, a morfologia depende amplamente das operações de união, interseção, complemento, diferença, translação, reflexão de conjuntos (GONZALES & WOODS, 2001).

1. A união dos conjuntos A e B , é denotado por $C = A \cup B$, sendo C o conjunto de todos os elementos pertencentes a A , B e a ambos.
2. A interseção dos conjuntos A e B , é denotado por $D = A \cap B$, sendo D o conjunto de todos elemento pertencentes a ambos.
3. O complemento do conjunto A é o conjunto dos elementos não contidos em A definido como $A^c = \{x \mid x \notin A\}$.
4. A diferença de dois conjuntos A e B denotado por $A - B$, é definido como $A - B = \{x \mid X \in A, x \notin B\} = A \cap B^c$.
5. A translação de uma dada imagem A , para uma posição x , onde $x \in E$, é definida pela translação de todos os elementos de A , denotado por A_x . Assim a translação é definida por $A_x = \{c \mid c = a + x, a \in A\}$.

Na figura 4 pode-se ver a translação de um conjunto A no espaço Euclidiano por um vetor x e um conjunto digital A por um ponto x .

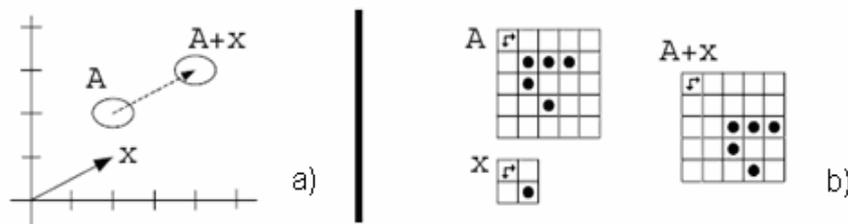


Figura 4. a) Translação no Espaço Euclidiano, b) Translação de um Conjunto Digital (WAYNE, 2000)

Considerando a figura 4a, A é uma elipse centrada em $(2,2)$ e x é o vetor $(2,1)$. A translação de A por x será A deslocada de $(2,1)$. Assim A é centrada agora em $(4,3)$. Na parte da direita da figura 4b, A é uma imagem em Z^2 , com elementos correspondidos no conjunto de pontos: $\{(1; 1); (2; 1); (3; 1); (1; 2); (3; 4)\}$ e x é o vetor $(1,1)$. A translação de A pelo vetor x resulta no conjunto de pontos: $\{(2; 2); (3; 2); (4; 2); (2; 3); (4; 5)\}$.

6. A reflexão de B (Figura 5) é denotado por \hat{B} , é definida como $\hat{B} = \{x \mid x = -b, b \in B\}$.

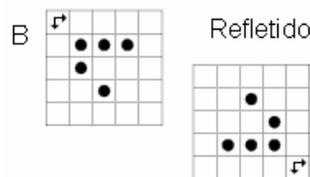


Figura 5. Reflexão de B Espaço Euclidean

Além das operações entre vetores e conjuntos em E pode-se também definir operações entre conjuntos (CALIXTO, 2005). As principais operações, sob a perspectiva da Morfologia Matemática, são a Soma e a Subtração de Minkowski.

Sendo os conjuntos A e B pertencente a E , a Soma de Minkowski é representada por $A \oplus B$, e definida como $A \oplus B = \{a + b : a \in A, b \in B\}$. A Subtração de Minkowski é definida de maneira similar à Soma de Minkowski. Ou seja sendo os conjuntos A e B pertencente a E , a Subtração de Minkowski é representada por $A \ominus B$, e definida como $A \ominus B = \{x : \forall b \in B, \exists a \in A : x = a - b\}$.

3.2.1. Elemento Estruturante

O elemento estruturante (EE) é um conjunto utilizado para percorrer uma imagem a ser estudada operando uma transformação morfológica. Geralmente sua forma é escolhida de acordo com um conhecimento prévio da geometria procurada na imagem, muitas das vezes uma parte da própria imagem.

É necessário definir a origem do elemento estruturante, dessa origem é que o EE irá ser considerado ao ser operado na imagem. A forma do EE é adaptada às medições que se deseja obter, é comum definir o ponto central do EE, como visto na Figura 6.

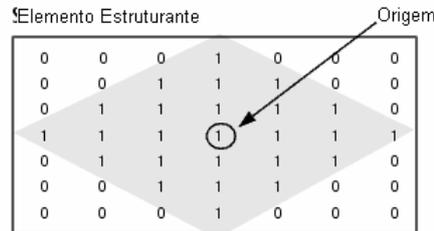


Figura 6. Origem do Elemento Estruturante Losango 7x7 (diamante) (MATLAB, 2006)

No EE presente na Figura 6 não possui peso associado aos seus pixels denominando-o como EE plano. Na morfologia binária todo EE é plano. No entanto na morfologia em tons de cinza podem ter pesos ou tons associados a seus elementos, usualmente chamados de EE volumétricos. Na adoção de um EE volumétrico, representado como sinal ou imagem, os pesos dados aos seus elementos devem estar de acordo com a intensidade da imagem, devido a dificuldade de satisfazer este requisito e a computação extra que este tipo de EE, eles são menos utilizados. Apesar dos EE possuírem qualquer forma, apenas um pequeno grupo de formas são úteis.

Apresenta-se a seguir alguns operadores binários: dilatação e binário. Estes operadores são usados na definição de outros operadores apresentados neste capítulo.

3.2.2. Dilatação

Dada uma imagem binária A , a operação de dilatação de A pelo elemento estruturante B , ambos os conjuntos em Z^2 , denotado por $\delta_B(A)$, é definida como:

$$\delta_B(A) = \{x : A \cap B_x = \emptyset\} = A \oplus \hat{B} \quad (3.1)$$

Podemos considerar na definição (3.1) que a dilatação de A por B equivale a Soma de Minkowski com \hat{B} , se o conjunto B for invariante em relação a simetria. Assim também podemos definir dilatação sendo equivalente a uma união de todas as translações da imagem original pelo elemento estruturante:

$$A \oplus B = \bigcup_{b \in B} A_b \tag{3.2}$$

A Figura 7 ilustra a operação de dilatação de uma imagem binária. Nota-se como o elemento estruturante define a vizinhança do pixel de interesse, que está circulado. A dilatação aplica uma regra apropriada para os pixels na vizinhança e determina um valor para o pixel correspondente na imagem de saída. Na Figura, a dilatação morfológica ajusta os valores de saída do pixels para 1 porque uma dos elementos na vizinhança definido pelo elemento estruturante é “ligado”.

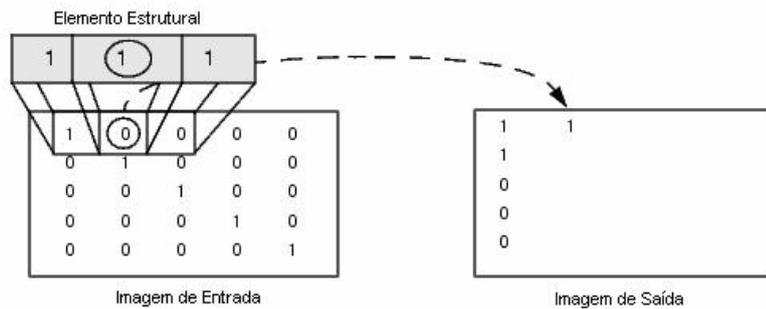


Figura 7. Elemento Estruturante transladando a imagem (MATLAB, 2006)

A figura 8 exemplifica a operação de dilatação Euclideana e a dilatação de um conjunto digital.

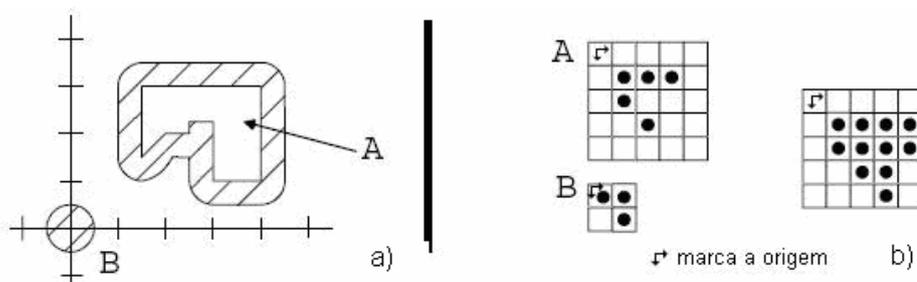


Figura 8. a) Dilatação Euclideana, b) Dilatação do Conjunto Digital (WAYNE, 2000)

Intuitivamente, observa-se que o elemento estruturante desempenha o papel de um molde. A dilatação é encontrada colocando o centro do molde sobre cada um dos pixels do primeiro plano da imagem original e então tomamos a união de todas as cópias resultantes do elemento estruturante, produzido pela operação de translação. Da figura 8 podem-se ver as modificações da dilatação da imagem original com respeito à forma do elemento estruturante. A dilatação é o processo onde todos os pontos que tocam o objeto pelo lado de fora são incorporados ao objeto, resultando em um aumento da área do objeto. A dilatação é muito usada no preenchimento de buracos e objetos segmentados. Assim em geral, a dilatação tem o efeito de "expandir" uma imagem. Assim um furo pequeno no seu interior pode ser eliminado.

3.2.3. Erosão

Dada uma imagem binária A , sua erosão pelo elemento estruturante B , ambos os conjuntos em Z^2 , denotado por $\varepsilon_B(A) = A \ominus \hat{B} = \{x : B_x \subset A\}$ é denotado por $A \ominus B$, e definido como:

$$\varepsilon_B(A) = A \ominus \hat{B} = \{x : B_x \subset A\} \quad (3.3)$$

Como visto anteriormente a dilatação pode ser representada como uma união de todas as translações, a erosão pode ser representada como a interseção da translação de A por todos os elementos de B invertidos e também podemos aplicar a Subtração de Minkowski:

$$A \ominus B = \bigcap_{b \in B} A_{-b} \quad (3.4)$$

onde $-b$ é a multiplicação escalar do vetor b por -1 , o que equivale a refletir B em relação a origem dos eixos.

Como a dilatação, a erosão da imagem original pelo elemento estruturante pode ser descrita intuitivamente pela translação do elemento estruturante. O elemento estruturante é movido através da imagem original. Para um dado pixel

do primeiro plano, ponha o centro do elemento estruturante nele, translade o elemento estruturante por esse pixel. Se a translação do elemento estruturante for uma sub-imagem da imagem original, esse pixel é ativado na erosão; se não, não é ativado. A Figura 9 mostra que a erosão "encolhe" a imagem original eliminando regiões onde o elemento estruturante não se encaixa.

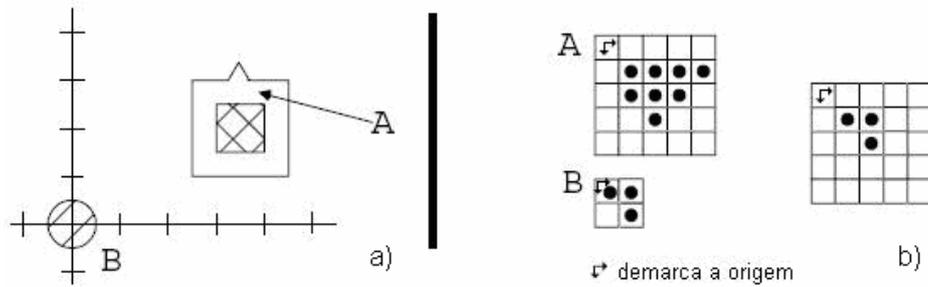


Figura 9. a) Erosão no espaço Euclideano, b) Erosão do Conjunto Digital (WAYNE, 2000)

A erosão de um objeto reduz sua área geométrica. A erosão é o processo onde todos os pontos que estão no contorno do objeto são eliminados, resultando em uma diminuição da área do objeto. A erosão é muito utilizada para remover regiões que não são de interesse na imagem. Tanto a erosão quanto a dilatação podem ser realizadas diversas vezes (Figura 10).



Figura 10. Imagens Erodidas consecutivamente: a) 1 vez, b) três vezes, c) cinco vezes

3.2.4. Abertura

Abertura de uma imagem binária A por um elemento estruturante B , denotado por A^B , é definido como:

$$A_B = \delta_B(\varepsilon(A)) = (A \ominus \hat{B}) \oplus B \quad (3.5)$$

A imagem original sofre a erosão primeiramente e em seguida é dilatada. Conseqüentemente, pode-se intuitivamente pensar como o "deslocamento do

elemento estruturante sobre o limite interno da imagem". A abertura também pode ser representada por $A \circ B$ e da interpretação geométrica (CALIXTO, 2005) obtêm-se.

$$A \circ B = A_B = \bigcup \{B_x \mid y \in E, B_x \subset A\} \quad (3.6)$$

A operação de abertura afeta a imagem de maneira a eliminar objetos pequenos e finos quebrando objetos nos pontos estreitos, geralmente deixando os contornos dos grandes objetos lisos e uniformes, sem mudanças bruscas em sua extensão. Esta operação é idempotente.

A Figura 11 mostra como esta imagem original é suavizada e o ruído pontual é removido porque o disco não pode ajustá-los. Vale a pena observar que o efeito de suavização do contorno do objeto depende da forma do elemento estruturante.

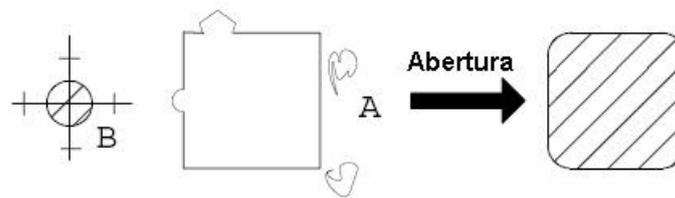


Figura 11. Abertura (WAYNE, 2000)

3.2.5. Fechamento

O Fechamento de uma imagem binária A pelo elemento estruturante B , é denotado por A^B , é definido como:

$$A^B = \varepsilon_B(\delta_B(A)) = (A \oplus \hat{B}) \ominus B \quad (3.7)$$

A operação de fechamento afeta a imagem de maneira a preencher buracos pequenos e finos presentes no objeto. Ela conecta objetos (Figura 12) vizinhos a partir de seu ponto mais próximo e geralmente os contornos dos objetos ficam lisos e uniformes sem mudanças bruscas em sua extensão.

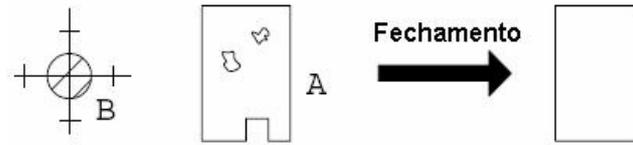


Figura 12. Fechamento (WAYNE, 2000)

O fechamento também pode ser representada por $A \bullet B$ e da interpretação geométrica (CALIXTO, 2005) obtêm-se.

$$A \bullet B = A^B = \{x \mid x \in \forall B_x \mid B_x \cap A \neq \emptyset\} \quad (3.8)$$

Tanto a abertura quanto o fechamento possuem três propriedades principais: ambas as operações são crescentes e idempotentes; o fechamento é extensivo e a abertura anti-extensiva.

3.2.6. Granulometria

A granulometria pode ser comparada com um processo de peneiramento. Peneirar consiste em separar substâncias reduzidas ao estado de fragmento, que apresentem vários tamanhos. Efetuar um bom peneiramento (CONCI et al., 2004) depende do tamanho da malha da peneira usada. Após peneirar, são obtidos dois conteúdos: o primeiro com os objetos menores que a malha da peneira, o segundo com o que sobrou do peneiramento, de tamanho maior que a malha (CALIXTO, 2005).

(MATHERON, 1975) propõe um conjunto de regras que, se forem verificadas, possibilitam a obtenção de uma boa granulometria. Existem três axiomas que devem ser verificados para que uma transformação seja considerada uma granulometria:

Seja X a imagem a ser analisada e $T^{(\lambda)}(X)$ a transformação que permite realizar uma análise granulométrica. $T^{(\lambda)}(X)$ é a representação do refugo da peneira de tamanho λ .

1. A transformação deve ser anti-extensiva; isso significa que o conjunto transformado deve ser menor que o de origem, ou seja:

$$\forall \lambda > 0, \quad T^{(\lambda)}(X) \subset X \quad \forall X \quad (3.9)$$

2. A transformação deve ser crescente, ou seja:

$$\forall \lambda > 0, \quad Y \subset X \Rightarrow T^{(\lambda)}(Y) \subset T^{(\lambda)}(X) \quad \forall X \quad (3.10)$$

3. Consideremos a transformação de uma imagem X a partir de duas transformações morfológicas sucessivas de parâmetros respectivos λ_1 e λ_2 . O resultado final deve ser idêntico, qualquer que seja a seqüência de transformações empregadas. Além disso, o resultado deve ser idêntico ao obtido pela transformação de maior parâmetro λ :

$$\forall \lambda_1, \lambda_2 > 0, \quad T^{(\lambda_1)}(T^{(\lambda_2)}(X)) = T^{(\lambda_2)}(T^{(\lambda_1)}(X)) = T^{\sup(\lambda_1, \lambda_2)}(X) \quad \forall X \quad (3.11)$$

Suponha agora que as transformações consideradas são representadas por imagens binárias ou conjuntos discretos. Neste contexto, a granulometria pode ser representada por uma seqüência de aberturas ϕ_n , indexadas sobre um inteiro $n \geq 0$. Cada abertura (correspondente a um tamanho de malha) remove mais do que a anterior, até alcançar o conjunto vazio:

$$\forall X, \quad \forall n \geq m \geq 0, \quad \phi^{nB}(X) \subseteq \phi^{mB}(X) \quad (3.12)$$

A granulometria por abertura pode gerar deformações nos conjuntos, o que resulta em função e densidade de distribuições incorretas, portanto, dificultando a interpretação. Isto ocorre porque os conjuntos podem ter diversas formas, ou seja, a imagem contém vários padrões e/ou ruídos, dificultando o processo de peneiramento.

3.3. Morfologia Matemática em Tons de Cinza

Na morfologia matemática em tons de cinza os limites superior e inferior que um pixel pode assumir deve ser descoberto para o processamento do resultado final, este resultado também depende dos limites dos pixels na vizinhança, definido pelo elemento estruturante (FACON, 1996).

A morfologia matemática em tons de cinza trata de funções no espaço n -dimensional. Estas funções atribuem um nível de cinza para cada valor de suas coordenadas, sendo que para $n = 1$, tratam-se sinais e para imagens, $n = 2$.

Na busca da simplicidade da notação da morfologia matemática são desenvolvidas as funções unidimensionais, ou seja, sinais. Sendo que a extensão é bastante direta, portanto bastando apenas o tratamento de pontos na reta como pontos no plano, mostrando-se assim independente da dimensão do domínio.

3.3.1. Bases para Morfologia Matemática em Tons de Cinza

Intuitivamente, uma imagem 2D em tons de cinza pode ser pensada como um conjunto de pontos no espaço 3D, $p = (x; y; f(x; y))$; onde $(f(x,y))$ é a função para representa o tom de cinza da imagem em (x,y) . Pela aplicação da transformação de limiarização L , uma imagem 3D em tons de cinza pode ser transformada em uma imagem binária 2D. Então, operadores morfológicos em tons de cinza podem ser vistos como extensões dos operadores morfológicos binários para o espaço tridimensional.

As imagens e sinais serão tratados como funções euclidianas de valores reais, ao invés de funções discretas, como a intenção de criar uma maior intuição geométrica dos operadores da morfologia em tons e cinza.

Uma analogia importante antes de apresentar as operações em morfologia de cinza, é o conceito de subconjunto que por analogia entende-se como a noção de “embaixo”. Definida de maneira que dois sinais f e g com domínios D_f e D_g , diz-se que g está “embaixo” de f , representado por $g \leq f$ com as seguintes condições:

- i. $D_g \subset D_f$
- ii. $\forall x \in D_g$ tem-se que $g(x) \leq f(x)$

Define-se a seguir os equivalentes das operações binárias de união, interseção, complemento, translação e reflexão (CALIXTO, 2005).

1. Na morfologia matemática binária a união é um elemento básico e utilizado em diversos operadores morfológicos, o análogo na morfologia em tons de cinza é o “máximo”, o máximo pontual entre dois sinais f e g define-se de acordo com o domínio ao qual este pertence, isto é, dado um ponto $x \in D_f \cup D_g$ tem-se que o máximo de f e g é dado por:

$$(f \vee g)(x) = \max \{f(x), g(x)\} \quad (3.13)$$

2. De maneira similar a união, a interseção define-se o mínimo pontual de f e g com x que pertence à interseção dos domínios das funções, isto é, $x \in D_f \cap D_g$, então:

$$(f \wedge g)(x) = \min \{f(x), g(x)\} \quad (3.14)$$

3. O complemento é definido para cada valor de x como sendo o valor máximo de intensidade que um pixel pode assumir menos o valor da imagem da função no ponto x , podendo ser interpretado como a negação da imagem:

$$f^c(x) = t_{\max} - f(x) \quad (3.15)$$

4. Uma translação para sinais e imagens pode ocorrer em duas direções, um deslocamento horizontal à direita, denominado “shift”, de um sinal f por um vetor α definido por:

$$f_\alpha(x) = f(x - \alpha) \quad (3.16)$$

E uma deslocamento vertical, denominado “offset”, de um sinal f por um vetor β definido por:

$$(f + \beta) = f(x) + \beta \quad (3.17)$$

Aplicando-se simultaneamente o “shift” de α e o “offset” de β em um sinal obtem-se a translação em tons de cinza:

$$(f_\alpha + \beta)(x) = f(x - \alpha) + \beta \quad (3.18)$$

5. A reflexão ou simetria de um sinal f em torno do eixo vertical é definida por

$$\hat{f}(x) = f(-x) \quad (3.19)$$

3.3.2. Umbra

Uma função sinal é uma analogia mais próxima de uma imagem em tons de cinza e é usado para esclarecer alguns passos no desenvolvimento. Dado um sinal f , Figura 13a, a transformada umbra de f , denotado por $U[f]$, no domínio D_f , é definido como:

$$U[f] = \{(x, y) : x \in D_f \text{ e } 0 \leq y \leq f(x)\} \quad (3.20)$$

Dada uma umbra A , outro conceito importante é a superfície superior de A , denotada como $S[A]$, para ser o conjunto de todos os pontos (x, y) tais que x está no domínio de A e $y = \text{máx}(f(x))$.

$$S[A] = \{(x, y) \in A : y \geq z \forall (x, z) \in A\} \quad (3.21)$$

Como pode ser visto na Figura 13, a umbra de um sinal f como um conjunto, tem-se que a superfície do sinal f é na verdade o gráfico desse sinal:

$$S[U[f]] = G[f] \tag{3.22}$$

Assim, as operações morfológicas em tons de cinza podem ser efetuadas considerando a umbra do sinal e do EE.

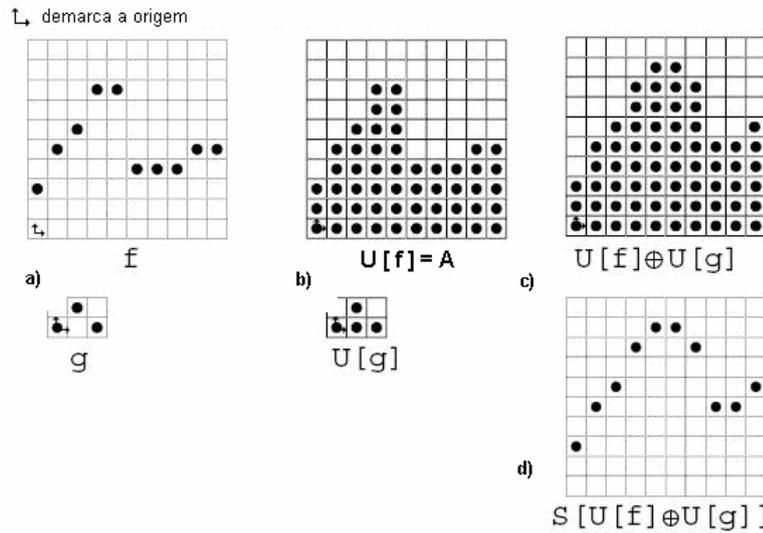


Figura 13. Representação de um sinal, sua Transformada Umbra e a sua Superfície superior (WAYNE, 2000).

Dessa forma, dado dois sinais f e g , a dilatação pode ser computada como:

$$\delta_g(f) = S[\delta_{U[g]}(U[f])] \tag{3.23}$$

e a erosão como:

$$\varepsilon_g(f) = S[\varepsilon_{U[g]}(U[f])] \tag{3.24}$$

3.3.3. Dilatação

Para sinais f e g , com os respectivos domínios D_f e D_g , define-se a dilatação de f por g como:

$$\delta_g(f)(x) = \max \{f(s) + (g_x)(s) : s \in D_{g_x}\} \tag{3.25}$$

Geometricamente, a dilatação é obtida pela tomada do “máximo” de todas as cópias de g que tem sido transladada sobre x unidades e acima $f(x)$ unidades. Como a dilatação binária, g desempenha um papel de elemento estruturante. Na dilatação em tons de cinza, para cada ponto de f , desloca-se g tal que o centro coincide com $(x, f(x))$ e o “máximo” é aplicado às cópias resultantes de g . Na figura 13 (f é o sinal original e g é o elemento estruturante), f tem dois pontos de descontinuidade, e o resultado mostra duas características da dilatação. Primeiro, a descontinuidade na dilatação devido a pico do sinal original demonstra a sensibilidade da dilatação para mudanças no ponto do “salto”. Segundo, o “buraco” do sinal original pode ser eliminado na dilatação pela natureza da operação de “máximo”. Além disso, o domínio da dilatação (D_f) é também dilatado de acordo com o domínio de g (D_g).

Pode-se ainda representar a dilatação em tons de cinza em termos das Soma de Minkowski:

$$\delta_g(f) = \vee \{f_x + \hat{g}(x) : \forall x \in D_g\} \quad (3.26)$$

Como o interesse está em alcançar a morfologia em tons cinza a equação 3.30 pode ser então estendida para imagens da seguinte forma:

$$(\delta_g(f))(s, t) = \max \{f(s-x, t-y) + g(x, y) : (s-x), (t-y) \in D_f \text{ e } (x, y) \in D_g\} \quad (3.27)$$

onde a dilatação de f por g consiste em verificar se o elemento estruturante centrado em x está acima da função f . O max equivale a máximo, x é o ponto a ser processado na imagem original, y são os pontos envolvidos pelo elemento estruturante e D_g é o domínio do elemento estruturante.

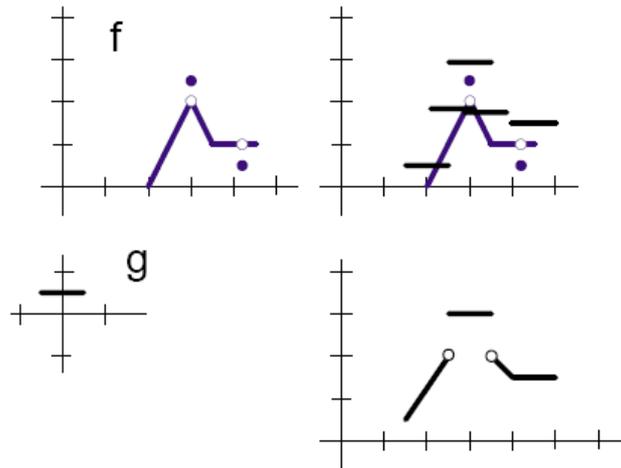


Figura 14. Dilatação de um sinal (WAYNE, 2000)

A figura 14 ilustra o processamento de um pixels em particular no sinal f de entrada. Note-se como se aplica a operação para a vizinhança do pixel de entrada e usa o maior valor de todos os pixel na vizinhança como valor do pixel correspondente da imagem de saída.

Considerando a analogia da imagem em níveis de cinza com o relevo topográfico onde os padrões claros são picos e os escuros são vales, é possível determinar padrões de comportamento para a dilatação, como vemos na Figura 15.

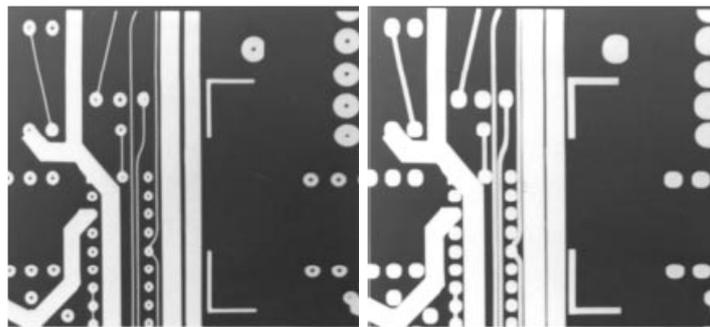


Figura 15. Dilatação em Tons de Cinza (PRATT, 2001)

Os efeitos obtidos por dilatação em níveis de cinza são: clareamento da imagem, alargamento e “engorda” dos picos (padrões claros), conexão dos picos próximos, redução e às vezes eliminação de vales (padrões escuros), entre outros.

3.3.4. Erosão

Para sinais f e g , com o respectivo domínio D_f e D_g , define-se a erosão de f por g da mesma forma que na dilatação em tons de cinza, apenas substituindo "mínimum", anterior pode ser reescrita como segue::

$$\varepsilon_g(f)(x) = \min\{f(s) - (g_x)(s) : s \in D_{g_x}\} \quad (3.28)$$

Tal como no caso binário, a erosão é uma operação dual da dilatação. E também pode se representada em Termos da Subtração de Minkowski:

$$\varepsilon_g(f)(x) = \min\{f(x+s) - g(s) : (x+s) \in D_f \text{ e } s \in D_g\} \quad (3.29)$$

A extensão para a aplicação em imagens é da seguinte forma:

$$\varepsilon_g(f)(x, y) = \min\{f(x+s, y+t) - g(s, t) : (x+s), (y+t) \in D_f \text{ e } (s, t) \in D_g\} \quad (3.30)$$

A erosão de f por g consiste em verificar se o elemento centrado em x está abaixo da função f . O min equivale a mínimo, x é o ponto a ser processado na imagem original, y são os pontos envolvidos pelo elemento estruturante e D_g é o domínio do elemento estruturante. A figura 16 ilustra o efeito da erosão.

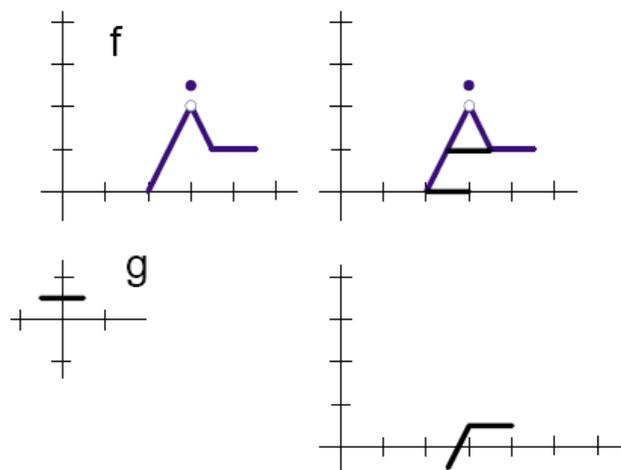


Figura 16. Erosão de um sinal (WAYNE, 2000).

Uma imagem, de forma geral, apresenta um fundo que pode ser ou não uniforme e sobrepor padrões mais claros ou mais escuros. Uma imagem pode ser comparada a um relevo topográfico onde padrões claros são picos e escuros são vales. Através desta analogia, padrões de comportamento podem ser estabelecidos para a erosão, como exemplificado na Figura 17.

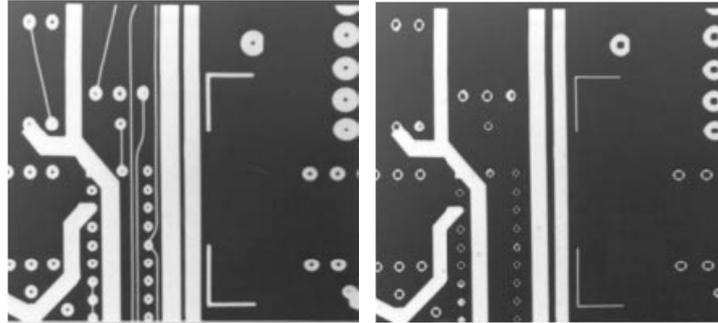


Figura 17. Erosão em Tons de Cinza (PRATT, 2001).

Os efeitos da erosão em níveis de cinza são: escurecimento da imagem, alargamento e engorda dos vales (padrões escuros), conexão dos vales próximos, redução e às vezes eliminação dos picos (padrões claros), separação dos picos próximos.

3.3.5. Abertura

Com a definição da dilatação e da erosão em tons de cinza tem-se ferramentas para a composição de diversos outros operadores morfológicos em tons de cinza.

A abertura consiste em erodir um conjunto f por g e depois dilatar esse conjunto erodido pelo mesmo elemento estruturante. Como em morfologia binária, a operação morfológica de abertura em níveis de cinza é definida, inicialmente como:

$$f_g = \delta_g (\varepsilon_g (f)) \quad (3.31)$$

A Figura 18 mostra a abertura pela composição de uma erosão seguida de uma dilatação. Em c) temos a erosão com o elemento estruturante em b), e em d) a aplicação da dilatação em c com o mesmo elemento estruturante.

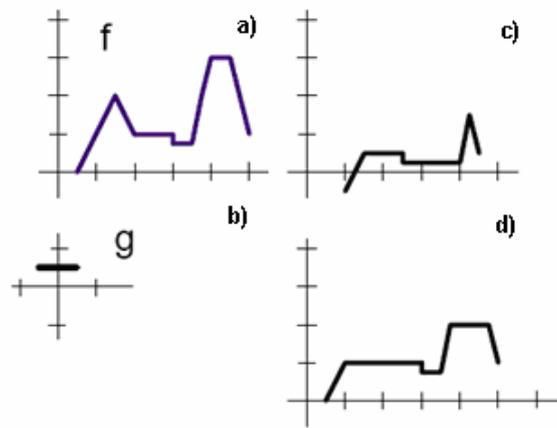


Figura 18. Abertura em Tons de Cinza eliminando picos do sinal (WAYNE, 2000).

Tal como os seus equivalentes binários, estes operadores são duais e também podem ser análogos a equação 3.6:

$$f_g = \vee \{ g_x + y : (g_{x+y}) \leq f \} \quad (3.32)$$

ou seja, deve-se considerar o máximo de todas as translações em tons de cinza do elemento estruturante g que se encaixa embaixo do sinal f .

Com a analogia da imagem (Figura 19) em níveis de cinza com o relevo, o comportamento da abertura implica: em separação dos picos próximos, eliminação dos picos inferiores em tamanho ao elemento estruturante, em conserva vales afastados, em emendar vales próximos, as entidades que restam após abertura ficam quase idênticas, a imagem aberta é mais regular que a imagem original, a imagem aberta tem menos detalhes que a imagem original.

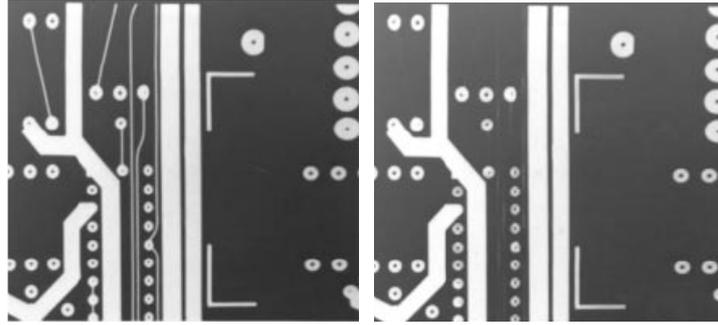


Figura 19. Abertura em Tons de Cinza (PRATT, 2001)

3.3.6. Fechamento

A equação do fechamento de um sinal f por um elemento estruturante g é definida por:

$$f^g = \varepsilon_g(\delta_g(f)) \quad (3.33)$$

Explorando a propriedade de dualidade entre o fechamento e a abertura em níveis de cinza, podemos escrever:

$$f^g = -f_g(-f) \quad (3.34)$$

A Figura 20 mostra o fechamento pela composição de uma dilatação seguida de uma erosão. Em c) temos a dilatação com o elemento estruturante em b), e em d) a aplicação da erosão em c) com o mesmo elemento estruturante.

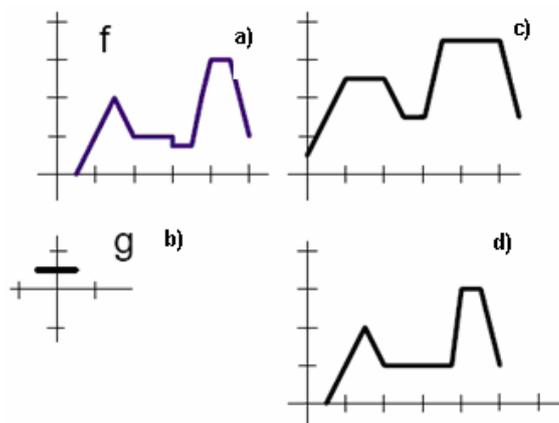


Figura 20. Fechamento conservando picos afastados (WAYNE, 2000).

Seguindo a analogia da imagem (Figura 21) em níveis de cinza como o relevo topográfico, o comportamento do fechamento em níveis de cinza: separa vales próximos, elimina vales inferiores em tamanho ao elemento estruturante, conserva picos afastados, emenda picos próximos, as entidades restantes após o fechamento ficam quase idênticas, a imagem fechada é mais regular que a imagem original, a imagem fechada é menos rica em detalhes que a imagem original.

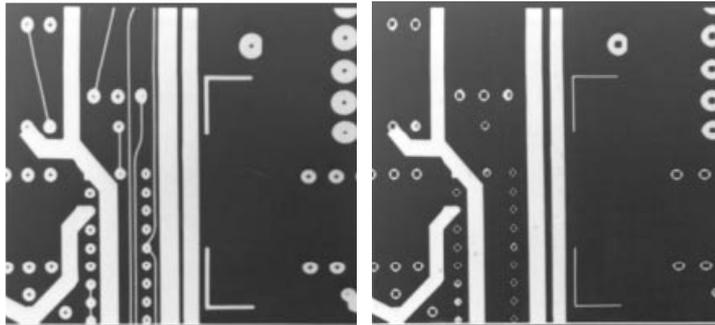


Figura 21. Fechamento em Tons de Cinza (PRATT, 2001).

3.3.7. Tophat por abertura

A operação de Tophat por abertura é utilizada para a detecção de picos em uma imagem. O Tophat por abertura de um sinal f pelo elemento estruturante g é:

$$h_g(f) = f - f_g(f) \quad (3.35)$$

Como a abertura é um processo anti-extensivo, o seu resultado fica abaixo do sinal original, exemplificado na Figura 22, na qual em a) tem-se o sinal, em b) a abertura e em c) o Tophat.

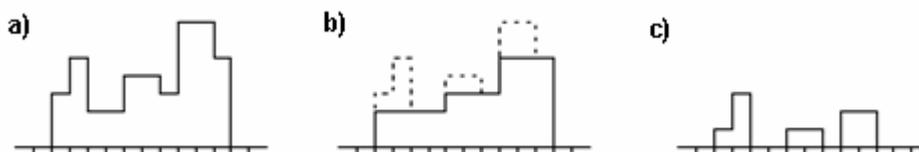


Figura 22. Etapas da Operação Tophat por abertura.

Com o uso de um elemento estruturante adequado, o processo de abertura permite a eliminação dos picos. Aplicando a diferença, entre o sinal original e o resultado da abertura, permite tirar o ruído e eliminar a falta de homogeneidade, ou seja, ressaltar a informação dos picos da imagem.

3.3.8. Tophat por fechamento

De maneira análoga, a técnica de tophat por fechamento é utilizada para a detecção de vales em uma imagem. O tophat por fechamento de um sinal f pelo elemento estruturante g é definido por:

$$h^s(f) = f^s(f) - f \quad (3.36)$$

Como o fechamento é um processo extensivo, o seu resultado da transformação é sempre positivo, como se vê na Figura 23, na qual em a) tem-se o sinal, em b) o fechamento e em c) o Tophat:

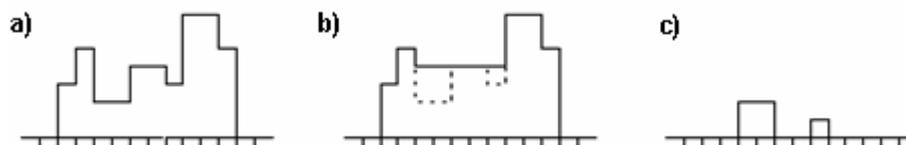


Figura 23. Etapas da Operação Tophat por Fechamento

Com o uso de um elemento estruturante apropriado, o processo de fechamento permite a eliminação dos vales. Com a subtração, entre o sinal original e o resultado do fechamento, elimina-se o ruído e suprime-se a falta de homogeneidade, ou seja, resalta-se a informação dos vales da imagem.

Neste capítulo foram abordadas as técnicas sobre morfologia matemática binária e em níveis de cinza, onde mostramos as operações que nos darão sustentação para as implementações necessárias no trabalho. A seguir será apresentada a metodologia aplicada no desenvolvimento proposto.

3.3.9. Morfologia Matemática em Cores

Após introduzir a morfologia binária e a em tons de cinza, o passo seguinte seria a do tratamento da morfologia colorida (CALIXTO, 2005). Entretanto, a extensão da morfologia matemática para imagens coloridas não é direta.

A morfologia colorida é não tão simples quanto trabalhar com imagens em tons de cinza, talvez pelo fato de existirem diversos espaços de cores, ou talvez pelo fato da cor existir em um espaço de dimensão superior a 3 (espaço das imagens em tons de cinza) dificultando assim a extensão da interpretação geométrica dos operadores morfológicos. No entanto pode trabalhar no espaço RGB, HSL, YIQ e outros espaço de cores cada uma com a sua definição de ordem no seu espaço de cor.

4 Reconhecimento de Placas

A estrutura (Figura 24) de uma Aplicação de Reconhecimento Automático de Licenças de automóveis é organizada em três estágios com características e desafios tecnológicos bem específicos. O primeiro vai da captura a digitalização da imagem do veículo, com vários requisitos sendo necessários para serem avaliados. Como nos casos para veículos em movimento que é necessário a o estudo da melhor forma de obtenção, para que não haja o efeito da imagem borrada.

O segundo abrange todo o processamento e análise de imagem e o reconhecimento dos caracteres compostos pelos módulos anteriormente definidos, localização da placa, segmentação dos caracteres e reconhecimento de caracteres. E o terceiro estágio da aplicação, consiste de um algoritmo, que com o número da licença do veículo, realiza as consultas e as operações específicas desejadas pela especificidade do contexto aplicado.



Figura 24. Aplicação de Reconhecimento Automático de Caracteres

Um sistema típico de captura em via pública (Figura 25), é constituído basicamente de sensores de velocidade, câmeras fotográficas ou de vídeo e equipamentos acessórios.



Figura 25. Exemplos de dispositivos de controle de trânsito (PERKONS, 2006)

4.1. Alguns Sistemas Atuais em Uso

Atualmente, além de grupos de pesquisa nos grandes centros universitários, inúmeras empresas buscam converter em produto o conhecimento e a tecnologia já constituída de reconhecimento de padrão para o reconhecimento da licença de veículos automaticamente.

O estudo sobre o reconhecimento de placas de veículos ocorre em dois setores: o primeiro dedicado principalmente à pesquisa acadêmica, nas universidades, e o segundo voltado para o desenvolvimento e comercialização de soluções nos problemas do dia-a-dia, feito pelas empresas comerciais.

Em alguns casos, universidades e empresas criam um convênio de cooperação entre si e passam a trabalhar juntas na pesquisa e projeto de soluções para o reconhecimento automático das placas dos veículos.

Um caso exemplo de trabalho cooperativo foi o desenvolvido pela Empresa Automatisa Ltda. (AUTOMATISA, 2006) e a Universidade Federal do Rio Grande do Sul, que criaram um Sistema de Identificação Automática de Veículos - SIAV2.0 (SOUZA & SUSIN, 2000). Este sistema pode ser aplicado em controle de estacionamentos, na verificação de veículos roubados, e na segurança pública. Segundo a empresa a forma de decisão utilizada para o reconhecimento da licença do veículo emprega redes neurais. A estatística da taxa de acerto da placa do veículo não foi divulgada pela empresa.

A Empresa Ponfac S/A Sistemas de Visão (PONFAC, 2006) projetou um sistema denominado, Leitor de Placas de Veículos, que tem aplicação somente no controle de acesso em estacionamentos, garagens, condomínios e áreas de acesso restrito. Este produto já se encontra em comercialização. As pesquisas e tecnologias desenvolvidas no produto são provenientes da própria empresa. A metodologia utilizada para o reconhecimento da licença do veículo é a de redes neurais. A taxa de acerto da placa do veículo, segundo a empresa, varia de 85% a 97%.

A Empresa Compuetra (COMPULETRA, 2002) desenvolveu um sistema e o patenteou com o nome de Sistema de Identificação de Veículos em Movimento - SIVEM, cuja finalidade principal é o reconhecimento automático, e em tempo real, dos veículos que trafegam nas vias públicas. Este sistema foi desenvolvido através de pesquisa da própria empresa. A metodologia utilizada para o reconhecimento da licença do veículo não é divulgada. A taxa de acerto da placa do veículo, segundo a empresa, é superior a 90%.

No mundo, existem diversos sistemas já desenvolvidos e cada um tem uma aplicação específica, que pode variar desde o controle e monitoração do tráfego até a aplicação de multas.

Em virtude de cada país ter as suas normas padrão para a confecção das placas dos veículos, ou seja, não existe uma uniformidade mundial, têm-se placas de diversos tamanhos, formatos, número de caracteres e cores. A composição da licença pode ter qualquer combinação de letras e números, pois também não existe um número fixo de letras e dígitos a serem utilizados. Sendo assim, cada país necessita de um sistema de reconhecimento projetado com base na legislação formulada para o sistema de placa em vigor no país. Em função deste motivo,

tornando inviável a realização de uma análise comparativa entre sistemas de países diferentes, sendo mais adequado a comparação de metodologias.

Nos Estados Unidos, utiliza-se para monitoração do tráfego e a aplicação de multas. Os sistemas têm a finalidade de aplicação de multa, operando da seguinte forma: detectam a infração de trânsito, reconhecem a placa, acessam um banco de dados com os registros de veículos, e por fim, enviam a multa ao infrator (ATSTRAFFIC, 2006 e TRANSFO, 2005).

No Canadá, a empresa QNX System desenvolveu um sistema de reconhecimento que tem como aplicação final a identificação e a cobrança de veículos em pedágios (QNX, 2006).

Na Inglaterra, os sistemas são utilizados com a finalidade principal de detectar veículos que cometeram infrações às leis de trânsito e veículos roubados que trafegam pelas vias (RACAL, 2002).

A Empresa Htsol, que desenvolveu um sistema de identificação de placas de veículos para Israel e para vários outros países do mundo, dentre eles, o próprio Brasil. Este sistema pode ser usado em pedágios, aplicação de multas e em controle de estacionamentos (HTSOL, 2006).

Singapura oferece um sistema de identificação de placas de veículos para vários países asiáticos. O sistema foi criado pela empresa Ásia Vision Technology Ltd. Ele pode ser usado em pedágios, controle de acesso e em rodovias para o controle de velocidade dos veículos. Outra aplicação interessante que o sistema possibilita é a leitura dos containers em aeroportos (ASIAVISION, 2006).

4.2. Sistema Brasileiro de Placas de Veículos

Os veículos, seguindo o artigo 96, seção I, capítulo IX, do Código de Trânsito Brasileiro - Lei nº 9.503, de 23 de setembro de 1997 (CONTRAN, 2006), são classificados segundo os critérios abaixo relacionados (Figura 26):

a) Quanto à tração:

- Automotor - elétrico; propulsão humana; tração animal; e reboque ou semi-reboque.



Figura 26. Tipos de Placas Brasileiras (CONTRAN, 2006)

b) Quanto à espécie:

- de passageiros - bicicleta; ciclomotor; motoneta; motocicleta; triciclo; quadriciclo; automóvel; microônibus; ônibus; bonde; reboque ou semi-reboque; ou charrete;
- de carga - motoneta; motocicleta; triciclo; quadriciclo; caminhonete; caminhão; reboque ou semi-reboque; carroça; ou carro-de-mão;
- misto - camioneta; utilitário; outros;
- de competição;
- de tração - caminhão-trator; trator de rodas; trator de esteiras; trator misto;
- especial; e
- de coleção.

c) Quanto à categoria:

- oficial;
- de representação diplomática, de repartições consulares de carreira ou organismos internacionais acreditados junto ao Governo brasileiro;
- particular;
- de aluguel; e
- de aprendizagem.

Para cada veículo existe uma cor específica para o fundo, caracteres e tarjeta da placa, conforme a Tabela 1 abaixo.

| Categoria do Veículo | Cor da Placa e Tarjeta | Cor dos Caracteres |
|----------------------|------------------------|--------------------|
| Oficial | Branca | Preta |
| Particular | Cinza | Preta |
| Aluguel | Vermelha | Branca |
| Experiência | Verde | Branca |
| Aprendizagem | Branca | Vermelha |
| Fabricante | Azul | Branca |

Tabela 1. Padronização das Placas (CONTRAN, 2006)

Determinadas composições de cores, como verde e branco, diminuem o contraste e dificultam o trabalho dos algoritmos de processamento e segmentação da imagem.

Segundo a legislação em vigor, as placas traseira e dianteira, devem observar as dimensões limites em milímetros mostrados na tabela 2:

| Tamanho | Altura | Largura |
|---------|--------|---------|
| Máximo | 143 | 440 |
| Ideal | 130 | 400 |
| Mínimo | 117 | 360 |

Tabela 2. Dimensões das Placas no Brasil em mm (CONTRAN, 2006).

A figura 27 mostra a disposição dos demais elementos de uma placa com tamanho ideal. Sendo s = largura do caractere, d = espessura do caractere, h = altura do caractere.



Figura 27. Forma e dimensões da placa em mm (CONTRAN, 2006).

A dimensão ideal dos caracteres da placa é de 63 mm de altura para todos os caracteres. A largura (milímetro), no entanto varia bastante e é definida para cada letra e algarismo conforme mostrado na tabela 3.

| Letras | | | | | | | | | | | | |
|------------|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|
| A | B | C | D | E | F | G | H | I | J | K | L | M |
| 54 | 44 | 44 | 43 | 40 | 40 | 45 | 45 | 10 | 36 | 49 | 40 | 54 |
| N | O | P | Q | R | S | T | U | V | W | X | Y | Z |
| 47 | 45 | 44 | 51 | 46 | 46 | 44 | 45 | 49 | 49 | 49 | 47 | 40 |
| Algarismos | | | | | | | | | | | | |
| 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 0 | | | |
| 18 | 36 | 37 | 40 | 36 | 36 | 36 | 38 | 36 | 36 | | | |

Tabela 3. Dimensões dos caracteres alfanuméricos em mm (CONTRAN, 2006).

4.3.. Evolução do Reconhecimento de Placas

Um número vasto de publicações em segmentação e reconhecimento é encontrado na literatura, desta maneira temos vários artigos na extração e no reconhecimento de placas, com diversas abordagens ao problema.

Entre as metodologias examinadas para este estudo, as seguintes desenvolvidas no Brasil podem ser mencionadas: Sistema Siav (SOUZA & SUSIN, 2000), baseado na variação tonal, utilizando uma abordagem granulométrica (BUSSADOR & FACON, 2001).

4.3.1.Siav

O sistema Siav (SOUZA & SUSIN, 2000) é baseado no padrão de variação tonal através da análise do gradiente na área da placa. O algoritmo de localização da placa pode ser dividido em dois procedimentos:

- No primeiro procedimento obtém-se a localização da placa com o algoritmo abaixo:
 - Procura pelo padrão de variação tonal através da análise do gradiente na área da placa;
 - Binarização local na região encontrada ou, se necessário, na imagem inteira.

Obtém-se como o resultado as coordenadas da posição provável da placa.

- No segundo procedimento há a confirmação do local com a análise do número de dígitos encontrados:
 - Busca por dígitos de tamanhos predefinidos;
 - Análise dos dígitos selecionados verificando a formação de algum grupo válido.

Após essas etapas se obtém a confirmação do local correto. Encontrada a placa, é necessário segmentar os caracteres a fim separá-los do resto da imagem e os deixarem do tamanho correto para a entrada na rede neural. Usou-se uma técnica de crescimento controlada, dentro de cada entidade encontrada na área da placa, e também foi usado um conjunto de heurísticas para rejeitar ruídos indesejáveis e para selecionar corretamente os caracteres.

Como resultado final, tem-se a confirmação do local correto de cada caractere (Figura 28).



Figura 28. Seleção dos dígitos da placa (SOUZA & SUSIN, 2000).

Uma vez encontrada a placa é necessário segmentar os caracteres (Figura 29) a fim de separá-los do resto da imagem e redimensioná-los para uso pela rede neural. Foi utilizada uma técnica de crescimento controlado, dentro de cada entidade encontrada na área da placa, e um conjunto de heurísticas para descartar ruídos indesejáveis e selecionar corretamente os caracteres (Figura 30).

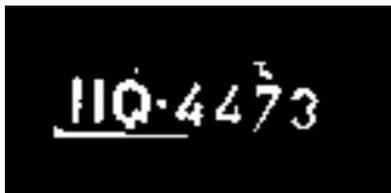


Figura 29. Placa binarizada (SOUZA & SUSIN, 2000).

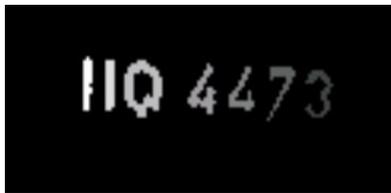


Figura 30. Placa segmentada - 7 entidades encontradas (SOUZA & SUSIN, 2000).

Em seguida é feito o reconhecimento dos caracteres através de uma rede neural com topologia feedforward utilizando o algoritmo backpropagation para treinamento. Foram desenvolvidas duas redes distintas, uma para as letras e outra para os algarismos, com 255x26x26 e 255x10x10 neurônios nas camadas de entrada x escondida x saída respectivamente.

As taxas de acerto do sistema são descritas com:

- 98,7 % de sucesso na localização das placas;
- 87,1 % de sucesso na segmentação correta dos caracteres;

- 82,4 % de sucesso na localização das placas com a rotina preliminar (variação tonal);
- 87 % de sucesso no reconhecimento dos caracteres segmentados;
- 28 % de sucesso no reconhecimento correto das placas (7 dígitos).

4.3.2. Bussador & Facon

Neste trabalho, consideram-se especificamente as etapas de pré-processamento e segmentação de caracteres visando à capacidade de localizar a placa de um veículo qualquer através da utilização de técnicas de morfologia matemática e reconstrução. O método combina um algoritmo de granulometria rápida e uma abordagem morfológica de resíduos.

O método tenta primeiro localizar os caracteres e em seguida, a partir destes, localizar a região da placa, apresentando um tempo de processamento de 28 segundos por imagem (640x480 pixels) em um processador Pentium II 350 MHz com 128 MB de RAM.

As taxas de acerto do sistema são descritos com:

- 75% de sucesso na localização das placas;
- 81% de sucesso na segmentação correta dos caracteres (filtragem de componentes).

4.3.3. Guingo e Rodrigues

Os trabalhos desenvolvidos por (GUINGO, 2003) e (RODRIGUES, 2003) fazem abordagem apenas da segmentação, extração e reconhecimento de caracteres, ou seja, o método apresentado nesta dissertação pode ser um complemento, cobrindo assim as três etapas de Reconhecimento de Placas.

No primeiro trabalho é proposta uma técnica para seleção e extração de caracteres que utiliza redes neurais para o caso da etapa de localização de placas haver entregado mais de uma região candidata. A técnica de extração de características é baseada na projeção do contorno da imagem sobre os lados de um polígono regular posicionado em torno de cada caractere. O polígono circundante pode ser de qualquer número de lados, a partir de quatro (quadrado) até muitos lados (círculo). O vetor de características é formado pelas distâncias

perpendiculares tomadas de cada lado do polígono até o contorno da imagem. E utiliza redes neurais para reconhecimento de caracteres.

No segundo trabalho, são propostas abordagens para dois problemas envolvidos no processo de reconhecimento: a segmentação dos caracteres e a extração de características. Ao problema da segmentação foi proposta uma estratégia para a utilização combinada de algoritmos simples que juntos possam aumentar o desempenho, e ao problema da extração de características foi proposta uma nova técnica, chamada de projeção poligonal. Com os resultados que pode ser visto na tabela 4.

| Atributos | Dígitos (%) | Letras |
|-------------------------|-------------|--------|
| Classificação Correta | 79,75 | 72,26 |
| Classificação Incorreta | 20,25 | 27,74 |
| Rejeições | 0,00 | 0,00 |

Tabela 4. Resultados para o Reconhecimento de Caracteres (GUINGO, 2003)

4.4. Abordagens Diferenciadas no Mundo

Além destes trabalhos desenvolvidos em nosso país, nessa seção busca-se mostrar um cenário global das várias abordagens ao problema do Reconhecimento de Placas, envolvendo as três etapas: localização da placa, segmentação e reconhecimento dos caracteres.

A organização seguirá uma categorização por características analisadas em cada abordagem buscando-se seguir uma ordem cronológica para que se tenha um cenário da evolução das técnicas.

Desde o início da década de 1980 busca-se o desenvolvimento do sistema de controle de transporte. Vários trabalhos são produzidos, envolvendo características técnicas dos equipamentos de vídeo disponíveis na época.

Começamos com um trabalho Japonês, em (MIYAMOTO et. al., 1991), a abordagem inicia-se com a determinação de um threshold local estatístico, em seguida busca-se um pulso alternado horizontalmente para fazer a correlação com uma placa, então por Template Matching é procurada a região onde encontra os

números, encontradas rotula-se todos os caracteres. Uma terceira etapa de normalização prepara-se os números de forma a torná-los regulares no tamanho.

Em outro trabalho desenvolvido no Japão (KANAYAMA et al., 1991), especificam um sistema de reconhecimento de placas para processamento em tempo real, descrevendo todo um conjunto de técnicas para câmeras, lentes, iluminação e sensores para que possa haver a correção de todos os fatores possíveis que influenciam negativamente no momento da obtenção da imagem. O enfoque do processo de obtenção da placa está na detecção das bordas verticais e horizontais. Com percentuais de acerto em 90% durante o dia e 65% para noite.

Os Coreanos (EUN RYUNG LEE et. al., 1994), usam a extração de cores que são lançadas em uma rede neural para a obtenção de tons mais estáveis já que se considera que a imagem de entrada com 256 cores não consistente, ainda se converte para o modelo de cor HLS, considerando que o modelo RGB é bom para a representação de cor em um monitor.

Uma implementação usando Transformada de Hough também é proposta em (KAMAT & GANESAN, 1995) com a aplicação de um operador modificado Sobel detectando as linhas e processa o resultado em tons de cinza usando os pixels vizinhos dos cantos. Em seguida um threshold adaptativo em função da média do brilho é usado. A partir desta imagem binária aplica-se a Transformada de Hough (Figura 31) para um conjunto limitado de ângulos para as regiões verticais e horizontais, interpretando assim qualquer cadeia formada acima de 4 linhas conectadas como um candidato à placa. Com (YANAMURA, 2003) desenvolve-se além do método anterior com a utilização de Voted Block Matching para isso utiliza-se de imagens seqüenciais de uma câmera de vídeo com 100 quadros em cada caso de estudo e com taxa de quadros 1/30 segundos.

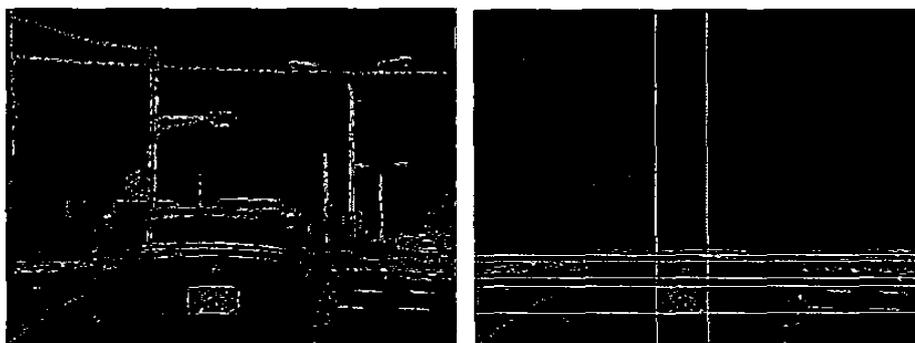


Figura 31. Detecção e Extração de Linha (YANAMURA, 2003)

A técnica aplicada em (SIRITHINAPHONG & CHAMNONGTHAI, 1998, 1999) é focada na procura da forma retangular da placa e na cor de fundo desta, que supõem ser mais claro do que os caracteres. Para certificar a placa, os caracteres e os números são reconhecidos por uma rede neural backpropagation de quatro camadas, o resultado não são utilizados apenas para a localização da placa, mas também para o reconhecimento dos caracteres. O experimento revela uma taxa de reconhecimento de 80,81% e de 84,29% a taxa de extração da placa.

Implementações em Computação Paralela em um Cluster de Computadores (OPAS CHUTATAPE & XIAODONG QIAN, 1999) também são usadas como mecanismos auxiliares no algoritmo de lógica nebulosa com limiarização. Primeiramente usam a segmentação de imagem do carro (Figura 32), e depois usa a morfologia matemática para suavizar e reduzir os ruídos. Basicamente, o método proposto é particionado em diferentes partes de interesse, distribuído para diferentes máquinas para o processamento paralelo. O artigo descreve uma rede de computadores padrão 10 Mbps Ethernet com o uso de quatro computadores, sendo um servidor responsável pelo balanço de carga, o tempo gasto pelo em processamento seqüencial por uma máquina foi de 2.457 segundos enquanto que no processamento paralelo o tempo foi de 0,833 segundos.

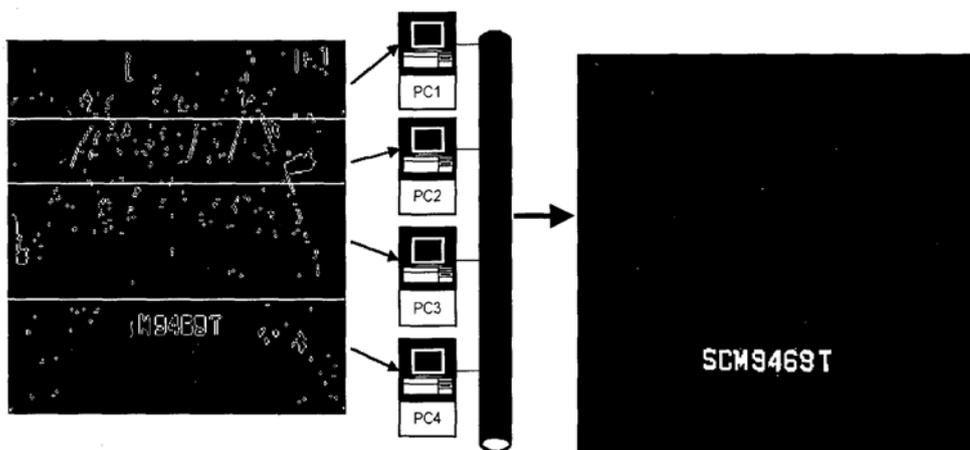


Figura 32. Processamento Paralelo (OPAS CHUTATAPE & XIAODONG QIAN, 1999)

Em (BRUGGE et al., 1999) é apresentado o sistema CLPR para identificação de veículos em vias públicas (VIPUR) baseado no regulamento de placas da Holanda. Este regulamento envolve uma pequena série de regras para a

posição da placa no carro, o estilo, tamanho, cor da placa e dos caracteres, e fonte dos caracteres, etc. O sistema CLPR consiste de quatro unidades principais: uma unidade de segmentação, uma de reconhecimento e uma unidade de análise sintática. A unidade de segmentação é completamente implementada pelo DT-CNNs e determina o local da placa baseado em características estruturais e algumas medidas de tamanho. A placa extraída é passada para o isolador de caracteres que isolará cada caractere da placa. Os caracteres isolados são processados pelo reconhecedor de caracteres (OCR). Esta parte do sistema utiliza informações padrão. O analisador sintático checa cada possível caractere retornado pelo reconhecedor um número satisfatório de regras sintáticas existentes nas placas holandesas. Se estas regras não forem satisfatórias, ou um dos caracteres for irreconhecível, a imagem é rejeitada. As taxas de erro do sistema são de 5% com erro na aplicação das características das placas, e de 6% de rejeição de todas as imagens durante o estágio segmentação.

Como já descrito anteriormente o problema de reconhecimentos de placas encontra grande dificuldade devido às diversas maneiras da obtenção de imagem, ou seja, a grande complexidade de situações em que podem ser obtidas as imagens. Em (NAITO et al., 1999) dedica-se especificamente ao problema de placas inclinadas e por um sistema vídeo sensível acoplado com um alcance dinâmico amplo criado para eliminação de imagens borradas de veículos em alta velocidade, bem como definidos vários valores de brilho medidos em estradas para a câmera (Figura 33).

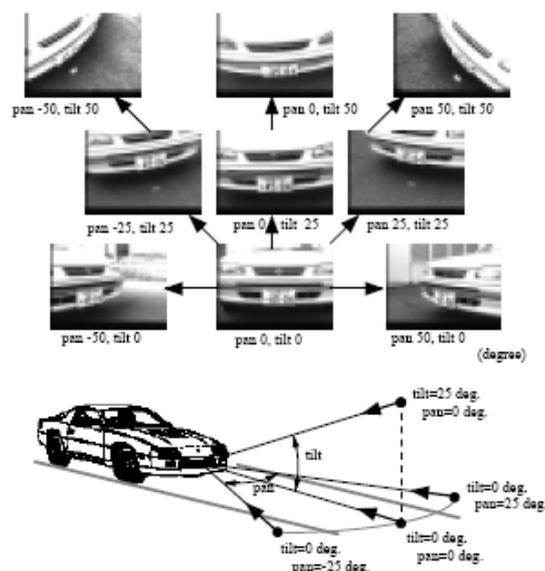


Figura 33. Imagens de placas com variação de ângulos (NAITO et al., 1999)

Uma abordagem baseada em aprendizagem é proposta por (KIM et al., 2000). Nessa abordagem o carro é detectado através da entrada de uma seqüência de imagem coloridas por diferenciação e em seguida busca-se a localização da placa através de filtros verticais e horizontais em duas redes neurais. No reconhecimento dos caracteres utiliza-se o que o autor chama de SVM (support vector machine). Apontando um taxa de 100% de acerto na detecção do carro, 97,5 por cento na segmentação e 97,2% no reconhecimento dos caracteres.

Em (JIANLONG ZHU & YANNAN ZHAO, 2001) apenas a técnica de localização da placa é tratada. Neste caso utilizando a transformada de wavelet local em múltiplas escalas, combinada às informação das bordas, aplicando-se o método de template matching para segmentar a placa baseado na análise da densidade de bordas e nas características espaciais dos caracteres.

(DA-SHAN GAO & JIE ZHOU, 2000) considera que a placa tem um alto contraste relativo, podendo ser visualizado com uma imagem gradiente (Figura 34) devido a grande variação na região dos números. Assim o tamanho da área onde a média local do gradiente é calculada, pode ser apontado como correspondente à placa. Após a segmentação dividindo-se a média do gradiente pelo o valor do gradiente local da região dos números, realiza-se a binarização. Então aplicam filtros morfológicos para redução do ruído, como faixas horizontais e verticais, bem como obter as regiões que podem ser separadas. Em seguida especificam-se alguns critérios geométricos como área, a razão entre o comprimento e a altura da placa, a densidade entre outros.



Figura 34. Pré-processamento, Limiarização e Erosão, Placa destacada (DA-SHAN GAO & JIE ZHOU, 2000)

Em (SHEN-ZHENG, 2003) usa a mesma abordagem do Método do Gradiente, no entanto apresenta a normalização da orientação das placas num estudo de situação em que estão em várias posições e com vários graus de rotação.

Encontra-se em (YOSHIMORI et al., 2003), um cuidado específico na detecção de placas em dias chuvoso trabalhando com cores, no qual se propõe um método de threshold baseado em um algoritmo genético real, utilizando o sistema de cores $YCrCb$ que reflete a maioria das propriedades de percepção das cores dos seres humanos.

Outro trabalho (JONGMIN LEE et al., 2001) que se preocupa especificamente com o problema das direções arbitrárias em que se pode adquirir a imagem é utilizado a Transformada de Simetria Generalizada que produz características contínuas de simetria entre dois pontos pela combinação de vínculos de localidade e simetria reflexional. Dessa maneira os cantos da placa são detectados usando o fato de que são formados por duas linhas retas vizinhas, após isso com a variação de rotações apresentadas pelos caracteres aplica-se uma normalização da imagem por warping (distorção), tornando muito mais fácil a identificação.

Um tratamento não descrito até o momento foi o relacionado ao Reconhecimento de Placas especificamente para motocicletas (HSI-JIAN et al., 2004). Estas são compostas de duas linhas de caracteres. No primeiro estágio o método proposto é o da diferença de blocos em que a variância ou similaridade de um bloco definido $M \times N$ em duas linhas diagonais, os blocos são categorizados em três tipos: baixo contraste, estacionário e blocos em movimento. No segundo estágio temos um método baseado na projeção das bordas usado para encontrar os dois picos do histograma para limitar a região da placa (Figura 35).

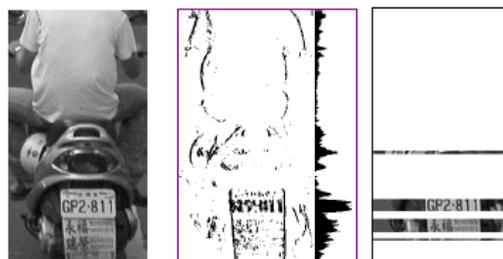


Figura 35. Detecção de Placas em motos (HSI-JIAN et al., 2004)

Um método denominado de híbrido (HONGLIANG et al., 2004) apresenta um algoritmo baseado em estatísticas de bordas e morfologia matemática, dividido em quatro sessões, que são detecção vertical de bordas, análise estatística de bordas, localização da placa baseado em hierarquia e extração através de morfologia matemática, é descrito que de um universo de 9825 imagens, houve uma taxa de 99,6% de acerto na extração da placa.

O método baseado em Morfologia Matemática (HSIEH et al., 2002) bem como os trabalhos de (HERMIDA et al., 1997) e (RODRIGUEZ & HERMIDA, 2000), serviram como base para os estudos desenvolvidos nesta dissertação, Ambos apresentam a extração de placas a partir de imagens complexas como visto na Figura 36.

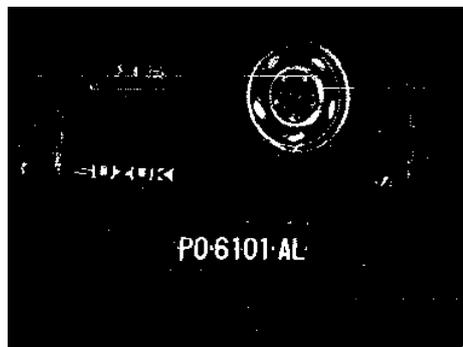


Figura 36. Realce dos caracteres por Morfologia Matemática

O sistema proposto em ambos consiste de três componentes principais. No primeiro, o método baseado em morfologia matemática é proposto para extrair as características de contraste que serão guias para a busca das placas desejadas. A característica de contraste é robusta para as mudanças de iluminação e invariante para diferentes transformações, como escala translação e inclinação (rotação). A partir daí, um algoritmo de recuperação é aplicado para a reconstrução da placa se ela estiver fragmentada em várias partes. O terceiro componente é a verificação. O critério de verificação da placa é baseado no número de caracteres que pode ser extraído de um algoritmo de agrupamento. Este método aponta para possibilidade de redução significativa do número de candidatos extraídos de uma imagem complexa e assim aumentam a velocidade de reconhecimento da placa.

Outros trabalhos (DIAS & LOTUFO, 2005), (NOMURA et al., 2005), (ZHENG et al., 2005), tem como foco principal o uso da morfologia matemática, mas com a utilização de várias outras áreas.

5 Metodologia Proposta

Neste capítulo será apresentada a metodologia usada no desenvolvimento do trabalho e também a descrição de cada uma das etapas que o constitui. Aqui se buscou a confecção de uma base de dados, implementação e a experimentação do método proposto.

A plataforma de desenvolvimento empregada na implementação deste trabalho foi o MATLAB (MATLAB, 2005). Desenvolveu-se em paralelo na linguagem Python (PYTHON, 2006) com a toolbox pymorph (PYMORPH, 2006), com a finalidade de disponibilizar no ambiente Gnu-Linux e também portado no Microsoft Windows sem alterações no código. O código desenvolvido se encontra no Apêndice A.

5.1. Base de dados

Para o desenvolvimento de um trabalho de análise de imagens é necessária a utilização de uma base de dados, pois a disponibilidade de um número significativo de imagens é um fator importante para qualquer projeto de pesquisa experimental nesta área.

Os testes e verificações foram realizados em uma base de dados contendo quatro conjuntos específicos de imagens: carros estacionados próximos, carros estacionados mais afastados, carros parados em frente a cancelas de cobrança e caminhões. O primeiro conjunto de imagens que denominaremos de Base I possui 180 imagens em tons de cinzas de veículos estacionados mais afastados, adquiridas utilizando-se uma máquina fotográfica digital, em escala e ajustes de brilho e contraste padrões da câmera utilizada, marca Olympus, modelo D-360L. Este conjunto de imagens foi cedido para testes pelos autores (BUSSADOR & FACON, 2001). Um outro conjunto denominado Base II, é formado de 100 imagens tiradas em situação em que o carro está parado em frente a um obstáculo como um a cancela para identificação, Também obtido de um trabalho desenvolvido por (ALBUQUERQUE, 2006). A base III, com imagens que se

considera padrão no estudo desenvolvido com iluminação diversificada conforme características definidas na tabela 5.

5.1.1. Características da base de dados

As imagens utilizadas para a criação das bases de dados possuem as seguintes características descritas na tabela 5.

As fotos foram tiradas em várias situações de iluminação (chuva, sol e tempo nublado). Desta forma, temos na base diferentes situações de distribuição da iluminação incidente na placa do veículo; estas situações são: placa totalmente iluminada, parcialmente sombreada e totalmente sombreada sendo classificadas como heterogênea e homogênea, sendo a distribuição homogênea sub-classificada em imagens claras e imagens escuras. Todo o processo de classificação das imagens foi feito visualmente.

| | Base I | Base II | Base III | Base IV |
|---------------------------------|-------------------------|------------------------|------------------------|-------------|
| Espaço de Cor | cinza | Cinza | cinza | cinza |
| Resolução | 320x240 | 320x240 | 320x240 | 320x240 |
| Frontal | 58 imagens | 100 | 18 | 12 |
| Traseira | 122 imagens | 0 | 14 | 0 |
| Angulação superior a 30° | 10 | 0 | 0 | 4 |
| Iluminação Heterogênea | 37 | 4 | 7 | 0 |
| Iluminação Homogênea | 72 claras 71 escuras | 93 claras 3 escuras | 22 claras 3 escuras | 12 |
| Distância da Câmera | 2,0m a 3,5m | 1,0m a 2,0m | 1,5m a 2,5m | 2,0m a 3,5m |

Tabela 5. Características das imagens obtidas

5.2. Desenvolvimento

Os passos de processamento de imagens para se obter a posição da placa do veículo a partir de uma imagem digital em níveis de cinza serão mostrados a

seguir. Na Figura 37 descreve-se as etapas desde a aquisição da imagem do veículo passando pelo pré-processamento, processamento e segmentação, obtendo como resultado as coordenadas da placa na imagem.

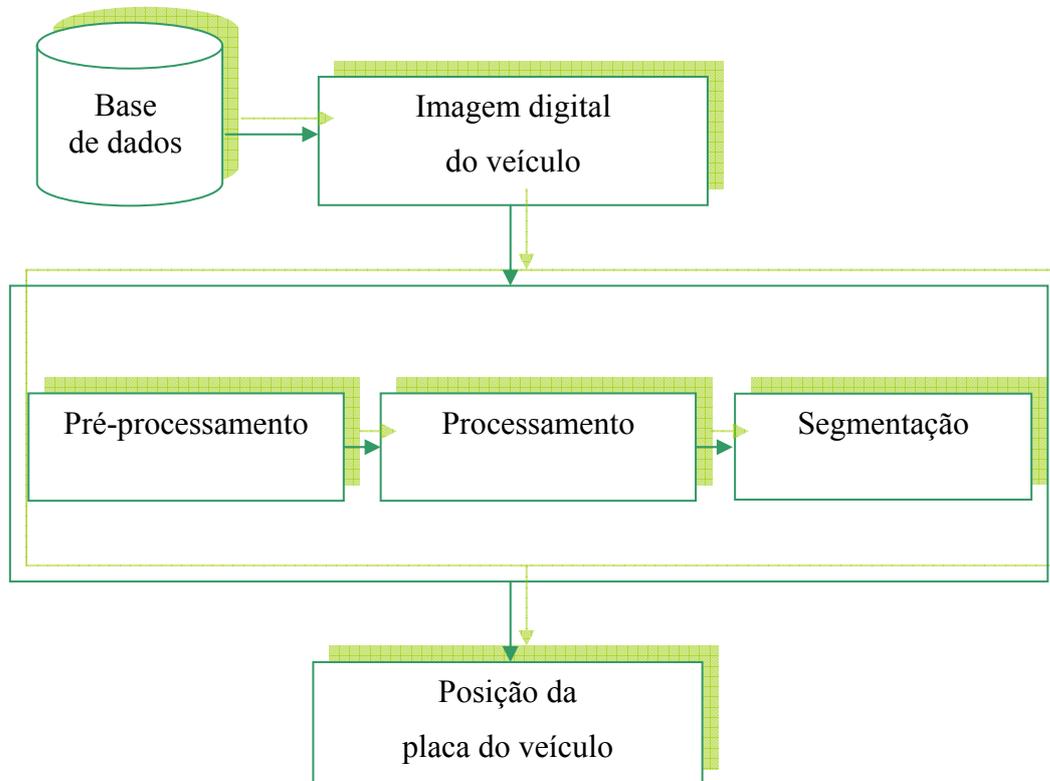


Figura 37. Etapas do sistema da imagem

Cada uma das etapas do processo é composta de:

Pré-processamento:

- Conversão das imagens coloridas para níveis de cinza;
- Operação de Tophat por fechamento;

Processamento:

- Redução da complexidade da imagem. Método de Otsu

Segmentação:

- Localização da Placa;
- Filtragem de componentes.

5.3. Aquisição da imagem

O processo de aquisição das imagens foi descrito no item 4.1. A aquisição da base foi feita em RGB, isto para permitir que outros trabalhos sejam desenvolvidos utilizando as mesmas bases e abordando outros problemas. No entanto o trabalho foi realizado com imagens em 256 tons de cinza.

As imagens são adquiridas pela câmera digital em formato RGB, com compressão JPEG. Na Figura 38 apresentamos um exemplo de imagem que faz parte da base de dados.



Figura 38. Exemplo de Imagem Inicial

5.4. Pré-Processamento

5.4.1. Conversão das imagens coloridas para níveis de cinza

Na análise automática de imagens, o processamento da cor é de grande importância na identificação e extração de características e objetos. Este fato deve-se principalmente ao aumento da capacidade de discernimento dos objetos em imagens coloridas. Vários são os sistemas para a representação da cor encontrados na literatura; as duas principais abordagens são (AZEVEDO & CONCI, 2003):

- RGB: consiste na utilização de um espaço tridimensional onde cada cor é obtida a partir das cores primárias, vermelho, verde e azul, respectivamente, baixa, média e alta frequências do espectro visível pelo olho humano.

- HSI: H é a matiz que descreve o matiz de cor: vermelha, azul e amarela etc. S é pureza ou a saturação da cor e I é a componente que representa a intensidade de luz da cor.

No processo de conversão das imagens RGB para níveis de cinza usou-se o nível de cinza de um determinado pixel correspondendo a média das três componentes de cor do pixel, calculado da seguinte maneira: onde R, G e B são as componentes de cor (Figura 39).

$$C = \frac{R + G + B}{3}$$



Figura 39. Imagem Original

5.4.2. Tophat

No desenvolvimento deste trabalho usa-se uma hipótese distinta: consideram-se os caracteres como objetos contrastantes com o fundo e de pequena espessura.

Para essa abordagem, a transformação morfológica conhecida como "Tophat" será de grande utilidade, tendo como função ressaltar os vales (regiões escuras) da imagem, facilitando assim a identificação das letras da placa do veículo.

O Tophat por Fechamento é composto de um fechamento com um elemento estruturante (E.E.) circular de diâmetro da espessura do caractere, assim consegue-se borrar as letras. Em seguida subtraem-se as imagens, então os

caracteres serão destacados. Como se pode observar, alguns veículos como definidos anteriormente têm os caracteres mais claro que o fundo da placa, neste caso aplica-se Tophat por abertura ou Bottonhat como também é conhecido Figura 40.



Figura 40. Imagem após Bottom Hat

Como podemos observar na fig. 34 apareceu mais regiões destacadas do que apenas os caracteres das placas. Agora, tem-se que eliminar as áreas falsas.

5.5. Processamento

5.5.1. Redução da complexidade da imagem

A redução da complexidade da imagem se faz necessária para a eliminação dos pequenos ruídos, ainda existentes na imagem, isto porque quanto maior o número de elementos dispostos, um maior número de regiões candidatas existirá.

O processo de redução da complexidade é realizado dividindo-se o nível de cinza de cada um dos pixels da imagem por um fator de redução. Então faz-se à binarização da imagem. Usamos o Método de Otsu (que foi descrito no capítulo 2) na Figura 41.

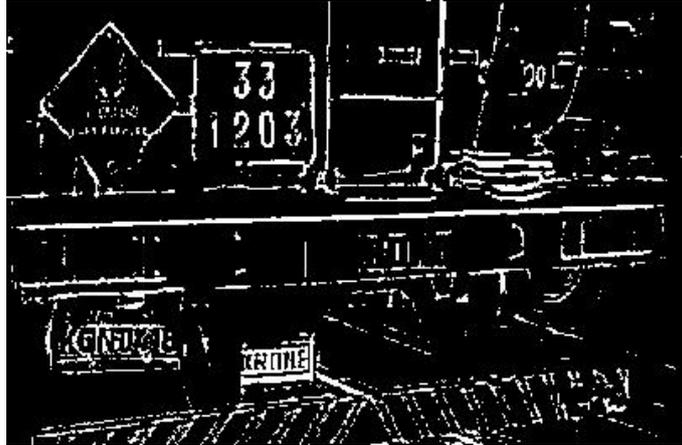


Figura 41. Imagem após Binarização

Para a localização da placa usa-se apenas morfologia matemática.

5.6. Segmentação por Operações Morfológicas Binária

5.6.1. Fechamento

Realiza-se o fechamento com um elemento estrutural horizontal linear, com a largura igual à maior separação entre os caracteres possíveis. Isto converte o conjunto dos caracteres em um retângulo branco (Figura 42).

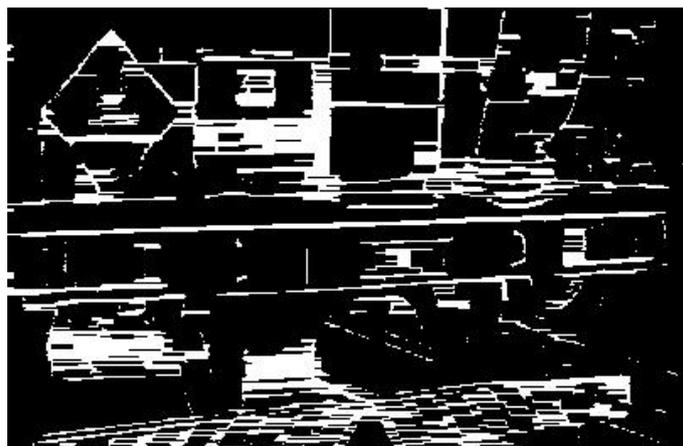


Figura 42. Imagem após Fechamento

5.6.2. Abertura Horizontal e Vertical

Nos próximos passos buscaremos eliminar os ruídos existentes que não satisfazem as características da placa. Definem-se parâmetros que representam a altura mínima e máxima e largura mínima e máxima dos caracteres.

Fazendo uma abertura com um elemento estrutural vertical linear eliminamos os objetos de altura inferior à altura mínima dos caracteres (Figura 43).



Figura 43. Imagem após Abertura Mínima

Depois se faz outra abertura para eliminar os objetos de altura inferior a altura máxima dos caracteres. Desta forma elimina-se também a placa (Figura 44).

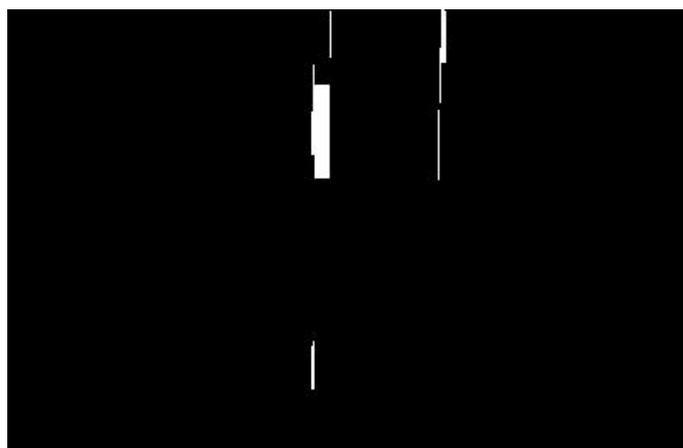


Figura 44. Imagem após Abertura Máxima

Então subtraímos à imagem do passo anterior Fig. 43 do passo atual Fig. 44 obtendo uma imagem que conterà apenas a placa e um pouco de ruído residual. O

ruído residual pode ser eliminado facilmente fazendo uma abertura com um elemento estrutural horizontal linear de largura menor do que a largura mínima da placa (Figura 45).



Figura 45. Imagem após Eliminação largura Mínima – Abertura

Aplica-se uma dilatação para assegurar de que se obtém a placa inteira (note na figura 45 como a placa obtida perde algo de largura se a letra final apresenta o 1 (um) ou vários traços horizontais, como a letra L).



Figura 46. Imagem de Placa segmentada após dilatação

O resultado deste passo é posição da placa na imagem (Figura 46):

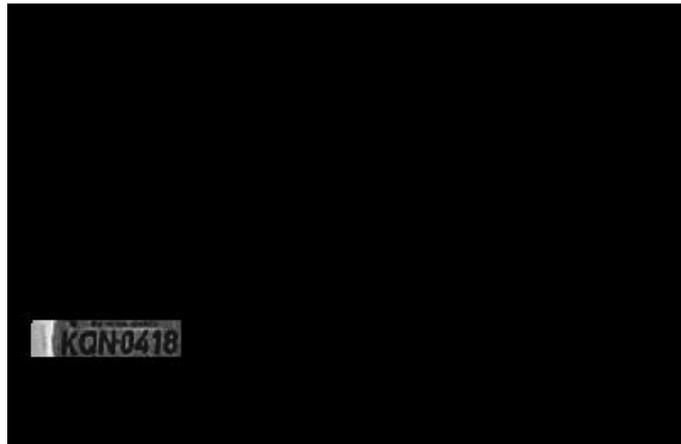


Figura 47. Imagem de placa destacada

A implementação das rotinas que compõem o método proposto apesar de apresentarem tempo satisfatório não está otimizada, considerando a utilização de memória e performance dos algoritmos, assim fica a sugestão para a realização de um estudo algorítmico para otimizar estas rotinas e desta forma melhorar o desempenho do processo de localização de placas.

5.7. Análise de Resultados

Resultados obtidos pelo método proposto serão sumarizados na Tabela 3. Serão feitos alguns comentários a respeito dos resultados encontrados e uma comparação com outros sistemas para processamento de imagens de placas.

O tempo de processamento para cada imagem foi menor que 1 segundo, considerando da leitura da imagem até a entrega da imagem com a região da placa recortada, utilizando um computador equipado com processador Athlon XP 2000+ e 512 MB de memória RAM.

A seguir, são apresentados alguns casos particulares nos quais são analisados os pontos fortes e também os pontos fracos do método proposto.

5.7.1. Análise da localização da placa

O resultado da localização da placa considera todas as imagens das 4 bases de dados condensando na Tabela 5. O Apêndice B mostra detalhado os dados obtidos da localização das placas.

| | Correta | Parcial | Incorreta |
|----------|-----------------|---------------|----------------|
| Base I | 63,88 % (115) | 15,0 % (27) | 21,11 % (38) |
| Base II | 78,0 % (78) | 5,0 % (5) | 17,0 % (17) |
| Base III | 84,38 % (27) | 6,25 % (2) | 9,38 % (3) |
| Base IV | 66,67 % (8) | 25,0 % (3) | 8,3 % (1) |

Tabela 6. Resultado da Localização das Placas

Uma localização é considerada correta (Fig. 48) quando a região da placa foi identificada corretamente. Uma localização parcial ocorre quando a região marcada corresponde à área da placa e uma pequena região do veículo a mais. A localização incorreta caracteriza o caso no qual nenhuma região da placa foi marcada. Na avaliação das placas parciais com outras características como a segmentação e avaliação da existência dos sete caracteres seriam possíveis o aumento das placas localizadas corretamente.

O número de localização incorretas na Base I se dá devido a uma grande variedade de situações em que as imagens foram obtidas, em algumas situações até mesmo não consistentes com as condições comuns de obtenção de imagens de veículos.



Figura 48. Localização correta da placa

A Figura 49 mostra a localização parcial da placa. A localização da placa baseia-se na busca dos caracteres, no entanto ruídos podem causar falhas no processo de conexão. Este fato acarreta um efeito de expansão da região marcada.



Figura 49. Localização parcial da placa

5.7.2. Casos particulares

Nesta seção serão apresentadas imagens cujas características especiais apresentam situações que evidenciam a versatilidade do método proposto. Também serão apresentados casos nos quais o método falha.

5.7.2.1. Localização em veículos com pintura clara

É mostrado na Figura 50 o caso de carros que possuem uma pintura clara (ou branca). Nestes casos, no processo de localização da placa, que se baseia numa busca pelos caracteres, realça o contraste para diferenciar a placa da pintura do veículo.



Figura 50. Veículo com pintura clara

5.7.2.2. Placas posicionadas incorretamente

Nos casos em que a placa do veículo não está corretamente fixada (com inclinação) ou posicionada (não centralizada), os resultados da localização da placa sofreram algumas interferências, aumentando a dificuldade de acordo com o ângulo de inclinação, como é mostrado na Figura 51.



Figura 51. Veículo com a placa inclinada

5.7.2.3. Fator de luminosidade

Em situações que a placa do veículo se encontra na sombra projetada pelo próprio veículo, em dias ensolarados, a incidência de luminosidade na região é muito pequena, fazendo com que a placa não fique destacada em relação ao veículo. Como é demonstrado na Figura 52, o método localiza a placa mesmo sendo pequena a diferença de tonalidade da placa em relação ao veículo, por que a diferença de contraste é maior entre o fundo da placa e os caracteres.



Figura 52. Placa sombreada

5.7.2.4. Foto com mais de um veículo

Em alguns casos em que aparecem dois ou mais veículos na imagem, o método não apresenta um bom desempenho, pois depende da distância da câmera até os veículos. Quando os veículos se encontram em uma distância apropriada, as placas destes são localizadas corretamente desde que estejam no mesmo plano. Este fato é demonstrado na Figura 53.



Figura 53. Imagem contendo três placas

5.7.2.5. Localização da placa em veículos com adesivos

Em casos que os veículos possuem adesivos colados na pintura, o processo não é influenciado se o padrão destes adesivos não corresponder ao padrão das letras da placa do veículo, como pode ser visto na Figura 54.



Figura 54. Veículo com adesivos

5.7.2.6. Fotos não paralelas ao plano de captura

Para demonstrar que o método funciona com uma grande variabilidade de posicionamento da câmera em relação ao veículo, foram tiradas fotos do mesmo veículo em posições diferentes, lembrando que a distância da câmera até o veículo foi mantida, variando somente o ângulo de visão. Na figura 55 é mostrado um exemplo desta situação.



Figura 55. Foto com ângulo normal

5.7.3. Comparação com o sistema SIAV

Comparamos o método de segmentação proposto neste trabalho com os resultados apresentados pelo sistema SIAV descrito em (SOUZA & SUSIN, 2000). A seguir são colocadas as características apresentadas pelo sistema SIAV.

O sistema SIAV foi testado com um conjunto de 300 imagens. As imagens utilizadas para o teste possuem as seguintes características:

- 256 tons de cinza e 320x240 pixels;
- Dimensões da placa entre 70x20 e 120x40 pixels;
- Imagens da frente e costas dos veículos com distribuição de luz sobre a superfície da placa homogênea e heterogênea.

Comparação entre os resultados (SIAV x Método proposto):

- SIAV - 82,4% de sucesso na localização das placas com a rotina preliminar (variação tonal).
- Método proposto – 73,75% de sucesso na localização das placas;

O sistema SIAV apresenta um desempenho superior no processo de localização das placas de veículos, porém, é importante ressaltar que as características de posicionamento do veículo nas imagens processadas pelo sistema SIAV são muito mais restritas que as impostas neste trabalho.

O sistema SIAV realiza uma busca pela região provável da placa para em seguida realizar a segmentação dos caracteres da placa, inclusive utilizando técnicas de limiarização para conseguir um melhor índice de segmentação e também impondo restrições quanto ao tamanho dos dígitos da placa; o que não ocorre no método aqui proposto, que tenta primeiro a partir das características dos caracteres localizar a região da placa.

O SIAV possui um bom desempenho em ambientes com diferentes tipos de iluminação. O tempo de processamento de cada imagem (320X240 pixels) é dependente da complexidade da imagem analisada e pode variar entre 1.4 e 130s (processador K6-2 400 MHz com 64 MB de RAM). O método aqui proposto

apresentou tempo de processamento de 1 segundo por imagem (320x240 pixels) em um processador Athlon XP 2000+ MHz com 512 MB de RAM.

Neste capítulo foi apresentada a metodologia aplicada para desenvolver o trabalho proposto e a base de dados adquirida para os testes, e também o processamento necessário para se obter a segmentação da placa de um veículo a partir de uma imagem em tons de cinza. Dentro deste processamento, destacamos o pré-processamento, para melhorar a qualidade da imagem obtida pela câmera fotográfica digital, o processamento da imagem e a segmentação que tem o objetivo de encontrar a localização a placa de um veículo a partir dos caracteres. Também foram apresentados os resultados obtidos na aplicação do método aqui proposto sobre a base de dados usada para a execução do trabalho. Foram apresentadas as análises estatísticas a respeito do desempenho do método para a discussão dos resultados alcançados.

Destaca-se que não se preocupou com heurísticas que poderiam verificar o número de caracteres, que seria possível num sistema que fornecesse a segmentação de caracteres permitindo dessa forma o aumento da taxa de localização de correto.

6 Conclusão

A abordagem apresentada neste estudo empregou a morfologia matemática para localizar e segmentar automaticamente placas de veículos de imagens em níveis de cinza. O objetivo principal do trabalho foi a segmentação de placas utilizando morfologia matemática, visando obter como resultado uma segmentação exata ou a mais exata possível para todas as situações e fugindo das abordagens como redes neurais, análise de textura e gradientes.

Os resultados obtidos com a aplicação do método proposto neste trabalho em uma base de 324 imagens, que buscavam a apresentar as mais diferentes condições de obtenção das imagens, têm como média 73,23% de acerto na localização das placas e de 12,81%, avaliado como parcial, que considera a entrega de mais de uma região candidata. Os resultados podem ser considerados como satisfatórios quando são levadas em consideração as diferentes situações das imagens analisadas, conforme foi discutido no capítulo anterior e também se levando em consideração a complexidade da imagem e a não utilização de algoritmos clássicos para a resolução de problemas que envolvem este nível de complexidade.

A versatilidade do método em relação às diversas condições de iluminação é a melhor característica deste método. Além desta, ressalta-se a característica do método iniciar o processo de segmentação buscando os caracteres da placa na imagem da cena completa, e não em um recorte selecionado a partir de uma primeira segmentação da imagem para a localização da placa, método utilizado por outros sistemas similares. Tem como característica ainda a ser mais bem desenvolvida, está no problema do ângulo de inclinação e a distância da câmera, já que toda a heurística está voltada em função do tamanho do caractere e também da placa.

Além destas características, devemos salientar também o bom desempenho apresentado em relação ao tempo de processamento deste método (menos de 1 segundo por imagem).

6.1. Contribuição do trabalho

As principais contribuições do trabalho são:

- Uma metodologia de segmentação utilizando apenas morfologia matemática;
- Robustez em relação à iluminação dos veículos – dias ensolarados, nublados e chuvosos;
- Bom desempenho em relação ao tempo de processamento.

6.2. Perspectivas futuras

Como a implementação foi realizada na ferramenta (MATLAB, 2006), o método proposto não está otimizado, sugere-se a realização de um estudo para otimizar as rotinas e a implementação em uma linguagem de mais baixo nível. O código também gerado na linguagem Python (PYTHON, 2006) também necessita de estudos de otimização já que o toolbox (PYMORPH, 2006) utilizado deixa claro que as rotinas não contêm esse objetivo, assim pode-se melhorar o desempenho do processo de localização de placas o que o traria mais perto ainda para soluções em tempo real.

Uma segunda implementação que pode melhorar significativamente os resultados é o aumento da qualidade e contraste dos caracteres da placa, isto antes de ser realizada a localização e filtragem dos elementos da imagem.

A integração com o trabalho de Reconhecimento de Caracteres de Automóveis (MONTEIRO, 2002), obtendo assim a solução completa para o Reconhecimento de Placas utilizando apenas Processamento e Análise de Imagens sem a utilização de Inteligência Artificial.

Os estudos necessários para a determinação dos melhores métodos para o pré-processamento da imagem são apontados como continuação deste trabalho, bem como o ajuste das rotações sofridas pelas mesmas.

Referência Bibliográfica

ALBUQUERQUE, M. P. de; **Projeto de Reconhecimento de Placas de Veículos Brasileiros**, Disponível em: <<http://www.cbpf.br/cat/pdsi/lpr/lpr.html/>>. Acesso em: 20 de janeiro 2006.

ASIAVISION; **Automatic License Plate Recognition**. Disponível em: <<http://www.asiavision.com.hk/>>. Acesso em: 20 de janeiro 2006.

ATSTRAFFIC; **Violation Processing Application and Business Systems**. Disponível em: <<http://www.atstraffic.com>>. Acesso em: 20 de janeiro 2006.

AUTOMATISA; **Empresa Automatiza Ltda**. Disponível em: <<http://www.automatiza.com.br/>>. Acesso em: 20 de fevereiro 2006.

AZEVEDO, E., CONCI, A., **Computação Gráfica: Teoria e prática**, Editora Campus (Elsevier), Rio de Janeiro, Brazil, 384 páginas. ISBN 85-352-1252-3, 2003.

BAI HONGLIANG; LIU CHANGPING; **A hybrid license plate extraction method based on edge statistics and morphology**, Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. Proceedings of the 17th International Conference on Volume 2, Pág.(s):831-834 Vol.2, 2004.

BARROSO, J.; DAGLESS, E.L.; RAFAEL, A.; BULAS-CRUZ, J.; **Number Plate Reading Using Computer Vision**, Industrial Electronics, 1997. ISIE '97., Proceedings of the IEEE International Symposium on 7-11 July 1997 Pág.(s):761 - 766 vol.3.

BUSSADOR, A., FACON, J., **Localização Automática de Placas de Veículos em Fotos Digitais Utilizando Abordagem Granulométrica**, PUC-PR, Dissertação de Mestrado, 2001.

BRUGGE, M. H. T., NIJHUIS J. A. G., SPAANENBURG L., SDEVENS J. H., **License Plate Recognition, Knowledge-Based Intelligent Techniques in Character Recognition**, Edited by Lakhmi C. Jain and Beatrice Lazzerini, pp 263-295, 1999.

CALIXTO, E. P.; **Granulometria morfológica em espaços de cores: Estudos da ordenação espacial**, Universidade Federal Fluminense, Dissertação de Mestrado, 2005.

CHOI, J.; **A study on the extraction and recognition of a car number plate by image**, In: Journal of Korea Institute of Telematics and Electronics, Vol. 24, N. 2, Pág.(s):309-315, 1987.

COETZEE, C.; BOTHA, C.; WEBER, D.; **PC Based Number Plate Recognition System**, Industrial Electronics, 1998. Proceedings. ISIE '98. IEEE International Symposium on Volume 2, Pág.(s):605 - 610 vol.2, 1998.

COMPULETRA, **Empresa Compuletra Ltda**. Disponível em: <<http://www.compuletra.com.br/>>. Acesso em: 20 de janeiro 2006.

CONCI, A., FERRAZ, I. N., GARCIA, A. C. B., BÜRKLE, P. Y., MELO, R. H. C. de, **Particle Analyzer: an Hybrid Approach for Microscopic Granulometry**" proceedings of 11th International Workshop on Systems, Signals and Image Processing - IWSSIP'04, Pág.(s): 39-42, 2004.

CONCI, A.; MELO, R. H. C. de, **Técnicas de Melhorias e Reconhecimento de Formas por Imagens**, Mini curso apresentado no IV Congresso Temático de Dinâmica Controle e Aplicações : Série Arquimedes Vol. 4. ISBN 85-86883-24-7, SBMAC. Eds. J. M. Balthazar et al. pp. 2149-2180, 2005.

CONTRAN, **Código de Trânsito Brasileiro**. Disponível em: <<http://www.mj.gov.br/contran>>. Acesso em: 20 de janeiro 2006.

DAI, Y.; MA, H. Q.; LIU, L.; LI, L.; **A high performance license plate recognition sytem based on the web technique**, In: Proceedings of IEEE Symposium on Transportation Systems, Pág. 325-329, 2001.

DA-SHAN GAO; JIE ZHOU; **Car license plates detection from complex scene**, Signal Processing Proceedings, 2000. WCCC-ICSP 2000. 5th International Conference on Volume 2, 21-25 Aug. 2000 Pág.(s):1409 - 1414 vol.2.

DIAS, F. G.; LOTUFO, R. A.; **Melhorias para Sistemas de Reconhecimento da Placa de Licenciamento Veicular**, IV Workshop de Teses e Dissertações em Computação Gráfica e Processamento de Imagens - WTDCGPI, Natal-RN, Brasil, 9-12 Outubro, 2005.

DUDA, R. O.; Hart, P. E.; **Pattern classification and scene analysis**, A Wiley-Interscience Publication, New York: Wiley, 1973.

EUN RYUNG LEE, PYEOUNG KEE KIM, AND HANG JOON KIM; **Automatic Recognition of a Car License Plate Using Color Image**, Processing, ICII'94. Proceedings of the International Conference on Image Processing, Vol.2, Pág.(s) 301-305, 1994.

FACON, J., **"Morfologia Matemática: Teoria e Exemplos."**, Pontificia Universidade Católica do Paraná, Curitiba, Brasil, 1996.

FERNANDES, J. L.; CONCI, A., **Controle de qualidade de padrões gráficos através da utilização do Gradiente Morfológico**, III CONGRESSO NACIONAL DE ENGENHARIA MECÂNICA, ISBN 85-85769-16-5, 2004.

FRANÇA, J. A., **Thining: A Linha Essencial**, Disponível em: <<http://www.uel.br/pessoal/josealexandre/>>. Acesso em: 30 de julho. 2005.

GONZÁLEZ, R. C., WOODS, R. E., **Digital Image Processing** (Reading: Addison-Wesley, Segunda Edição, 2001).

GONZALEZ, R. C.; THOMASON, M. G. **Syntatic Pattern Recognition: An Introduction**, Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1978.

GUANGZHI CAO; **An adaptive approach to vehicle license plate localization**, Industrial Electronics Society, 2003. IECON '03. The 29th Annual Conference of the IEEE Volume 2, 2-6 Nov. 2003 Pág(s):1786 - 1791 Vol.2.

HARALICK, R. M., STERNBERG, S.R., ZHUANG, X. **Image analysis using mathematical morphology**. IEEE Trans.on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.9(4), Pág.(s) 532-550, 1987.

HEGT, H.A.; DE LA HAYE, R.J.; KHAN, N.A.; **A high performance license plate recognition system**, In: Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, vol.5, Pág.(s):4357 – 4362, 1998.

HERMIDA, X. F.; RODRÍGUEZ, F. M.; LIJÓ, J. L. F.; **Automatic and Real Time Recognition of V.L.P.'s (Vehicle License Plates)**, Lecture Notes on Computer Science (Springer), 1311(2), 1997, 552-559.

HI-TECH; **Seecar License Plate Recognition Systems**. Disponível em: <<http://www.htsol.com/>>. Acesso em: 20 de janeiro de 2006.

HONGLIANG BAI; JUNMIN ZHU; CHANGPING LIU; **A fast license plate extraction method on complex background**, In: Proceedings of IEEE of Intelligent Transportation Systems, Vol. 2, Pág.(s):985 – 987, 2003.

HSIEH, J.W.; YU, S. H.; CHEN, Y. S., **Morfology-based license plate detection in images of differently iluminated and oriented cars**, Journal of Electronic Imaging, Vol 11, N° 4, 507-516,2002, 2002.

HSIEH, J. W.; YU, S. H.; CHEN, Y. S.; **Morphology-based license plate detection from complex scenes**, In: Proceedings of International Conferencen on Pattern Recognition, Vol. 3, Pág(s):176 – 179, 2002.

HSIEH, C.; JUAN, Y.; HUNG, K.; **Multiple license plate detection for complex background**, In: Proceedings of Advanced Information Networking and Applications, Vol. 2, Pág(s):389 – 392, 2005.

HSI-JIAN LEE; SI-YUAN CHEN; SHEN-ZHENG WANG; **Extraction and recognition of license plates of motorcycles and vehicles on highways**, In: Proceedings of the Pattern Recognition, Vol. 4, Pág.(s):356 – 359,2004.

JIANLONG ZHU; YANNAN ZHAO; **Vehicle license image segmentation using wavelet transform**, In: Proceedings of IEEE of Intelligent Multimedia, Video and Speech Processing, Pág.(s):267 – 270, 2001.

JONGMIN LEE; DONGMUN HA; YONG DEAK KIM; **A study on the hardware implementation for car license plate area extraction**, In: Proceedings of IEEE of Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 4, Pág.(s):2281 – 2284, 2001.

KAPUR N. J., SAHOO P.K. e WONG A. K. C., **A New Method for Gray-Level Picture Thresholding**, Computer Vision, Graphics and Image Processing, vol.29, pp. 273-285, 1985.

KIM, D. S.; CHIEN, S. I.; **Automatic car license plate extraction using modified generalized symmetry transform and image warping**, In: Proceedings of IEEE International Symposium on Industrial Electronics, vol.3, Pág.(s):2022 – 2027, , 2001.

KIM, K.K.; KIM, K.I.; KIM, J.B.; KIM, H.J.; **Learning-based approach for license plate recognition**, In: Proceedings of IEEE Signal Processing Society Workshop, vol.2, Pág.(s):614 – 623, 2000.

RODRÍGUEZ, F. M.; HERMIDA, X. F.; LIJÓ, J. L. F.; et al, **Métodos Avanzados de Reconocimiento de Patrones, Aplicación al Reconocimiento de Matrículas de Automóviles**. URSI-98,1998.

RODRÍGUEZ, F. M.; HERMIDA, X. F.; LIJÓ, J. L. F.; **New Advances in Automatic Reading of VLP's**, Proc. SPC-2000 (IASTED), Marbella, Spain, 2000, 126-131.

RODRÍGUEZ, F. M.; HERMIDA, X. F.; **Un Nuevo Método, Basado en Morfología, para Localización de Matriculas**, Proc URSI-00, Zaragoza, Spain, Pág.(s) 139-140, 2000.

MATHERON, G., **Dymanic Measurement of Computer Generated Image Segmentation**, IEEE Trans. Pattern Analysis Mach. Intell. 7, pp 155-164, 1975.

MATLAB; **Matlab 7.0.1 SP1 Release 14 Documentation**, Mathworks Inc., 2005.

YU, M.; KIM, Y. D.; **An approach to Korean license plate recognition based on vertical edge matching**, In: Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, vol.4, Pág.(s):2975 – 2980, 2000.

MONTEIRO, L.H., **Utilização de Técnicas de processamento de imagem para o reconhecimento de placas de veículos**, Universidade Federal Fluminense, Dissertação de Mestrado, 2002.

MOSOROV, V.; **Using tophat transformation for image fingerprint segmentation**, In: International Conference on Signals and Electronic Systems, 2001.

NAITO, T.; TSUKADA, T.; YAMADA, K.; KOZUKA, K.; YAMAMOTO, S.; **License plate recognition method for inclined plates outdoors**, In: Proceedings of International Conference on Information Intelligence and Systems, Pág.(s):304 – 312, 1999.

NOMURA, S.; YAMANAKA, K.; KATAI, O.; KAWAKAMI, H.; SHIOSE, T.; **A novel adaptive morphological approach for degraded character image segmentation**, Pattern Recognition, Vol. 38, Issue 11, Pág(s) 1961-1975, November 2005..

OPAS CHUTATAPE; XIAODONG QIAN; **Parallel implementation of automatic license-number extraction on a cluster of computers**, TENCON 99. Proceedings of the IEEE Region 10 Conference Volume 1, 15-17 Sept. 1999 Pág.(s):706 - 709 vol.1.

OTSU, N., "A Threshold Selection Method from Gray-level Histograms", IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, v. SMC 9, no 1, pp.62-66, 1979.

PERLIBAKAS, V.; **Automatical detection of face features and exact face contour**, Pattern Recognition Letters, Vol. 24, Issue 16, Pages 2977-2985, 2003.

PERKONS, **Empresa Perkons S/A**. Disponível em: <<http://www.perkons.com.br>>. Acesso em: 15 de janeiro 2006.

PONFAC, **Empresa Ponfac S/A**. Disponível em: <<http://www.ponfac.com.br>>. Acesso em: 15 de janeiro 2006.

PRATT, W. K.; **Digital Image Processing**, Third Edition, John Wiley & Sons, 2001

PUN, T., **Entropic Thresholding: The New Approach**, Computer Graphics and Image Processing, vol.16, pp.210-239, 1981.

PYMORPH; **Pymorph Morphology Toolbox**; Disponível em: <<http://www.qnx.com>>. Acesso em: 15 de janeiro 2006

PYTHON; **Python Programming Language**, Disponível em: <<http://www.qnx.com>>. Acesso em: 15 de janeiro 2006.

QNX, **QNX Software Systems** Disponível em: <<http://www.qnx.com>>. Acesso em: 15 de janeiro 2006.

RACAL, **Racal's License Plate Recognition System**. Disponível em: <<http://home.racal.com/>>. Acesso em: 15 de junho 2005.

SAHOO P. K., SOLTANI S. e WONG A. K. C., **A Survey of Thresholding Techniques**, Computer Vision, Graphics and Image Processing, vol.41, pp 233-260, 1988.

SERRA, J., **Courses on Mathematical Morphology**. Ecole de Mines de Paris, Disponível em: <<http://cmm.ensmp.fr/~serra/cours/>>. Acesso em: 30 de julho. 2005.

SERRA, J., **Image Analysis and Mathematical Morphology**. AcademicPress, London, 1982.

SHEN-ZHENG WANG; HSI-JIAN LEE; **Detection and recognition of license plate characters with different appearances**, In: Proceedings of IEEE of Intelligent Transportation Systems, Vol. 2, Pág(s):979 – 984, 2003.

SIRITHINAPHONG, T.; CHAMNONGTHAI, K.; **Extraction of car license plate using motor vehicle regulation and character pattern recognition**, In: Proceedings of Conference of IEEE of Circuits and Systems, Pág.(s):559 – 562, 1998.

SIRITHINAPHONG, T.; CHAMNONGTHAI, K.; **The recognition of car license plate for automatic parking system**, Proceedings of the Fifth International Symposium on Signal Processing and Its Applications, Vol. 1, Pág.(s):455 - 457, 1999.

SOILLE, P.; PESARESI, M., **Advances in Mathematical Morphology Applied to Geoscience and Remote Sensing**, In: Ieee Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 40, 2002.

SOUZA, F. P. C.; SUSIN, A. A.; **Sistema de identificação automática de veículos**, 2000. Disponível em: <<http://www.lapsi.eletr.ufrgs.br/projetos/siav/>>. Acesso em: 30 de julho. 2005.

SZMURLO, M.; **A comparative study of statistically classifiable features used within the area of Optical Character Recognition**, Master thesis, University of Oslo, Faculty of Mathematics and Natural Sciences, Department of Informatics, 1995.

TRANSFO, **Transport**, Disponível em <<http://www.transfo.com/detect.htm>> Acesso em: 30 de julho. 2005.

WAYNE, L. W. C.; **Mathematical Morphology and Its Applications on Image Segmentation**, Master Thesis, Dept. of Computer Science and Information Engineering, National Taiwan University, 2000.

YANAMURA, Y.; GOTO, M.; NISHIYAMA, D.; SOGA, M.; NAKATANI, H.; SAJI, H.; **Extraction and tracking of the license plate using Hough transform**

and voted block matching, In: Proceedings of IEEE of Intelligent Vehicles Symposium, Pág.(s):243 – 246, 2003.

YOSHIMORI, S.; MITSUKURA, Y.; FUKUMI, M.; AKAMATSU, N.; KHOSAL, R.; **License plate detection system in rainy days**, In: Proceedings of IEEE of Computational Intelligence in Robotics and Automation, Vol. 2, Pág.(s):972 - 976, 2003.

ZHENG, D.; ZHAO, Y.; WANG, J.; **An efficient method of license plate location**, Pattern Recognition Letters, Vol. 26, Issue 15, Pág(s): 2431-2438, November, 2005.

Apêndice A

Apresenta-se neste capítulo os procedimentos utilizados no desenvolvimento deste trabalho. Destacando-se os passos necessários para a segmentação da placa baseado em morfologia matemática sem haver ênfase na otimização do código. Sabe-se que as ferramentas utilizadas não foram as melhores em termos de velocidade, mas muito boas em termos de interatividade e portabilidade. Foi utilizado o Matlab versão 7.0.1 R14. A seguir é mostrado o código utilizado para o processamento das imagens.

```
function placa
% Segmentação de Placas de Veículo Baseado em Morfologia
Matemática
% ARQUIVO: padrao.m
% OBJETIVO: LOCALIZACAO EM UMA IMAGEM, DAS PLACAS DE UM AUTOMOVEL
% Foi utilizado morfologia matematica para tratamento e
detectar
% a regioao.
% Autor: Jonh Edson Ribeiro de Carvalho
% Data: 01/02/2006

%--- Leitura do arquivo de imagem ---
%
filename = input ('Arquivo ?: ', 's');
image = imread (filename);

saveImg (image, '00-ImgOri');

% ---- Passo 1)Top Hat [Subtração do Fechamento pelo Original] ---
-----
%
disk = strel ('disk', 2);

img = imbothat (image, disk);

saveImg (img, '01-ImgBotHat');

% ---- Passo 2)Binarização pelo Metodo de Otsu -----
-----
```

```

%
binImg = im2bw (img, graythresh(img));

saveImg (binImg, '02-ImgBinAposBotHat');

% ---- Passo 3)Fechamento linear horizontal -----
%
%
hline = strel ('line', 13, 0);

binImgClosed = imclose (binImg, hline);

saveImg (binImgClosed, '03-ImgAposFecLinHor' );

% ---- Passo 4) Abertura Linear Vertical - Eliminação Altura Min.
%
%
vlineMin = strel ('line', 5, 90);

binImgOpenedMin = imopen (binImgClosed, vlineMin);

saveImg (binImgOpenedMin, '04-ImgAposAbeLinVerMin' );

% ---- Passo 5) Abertura Linear Vertical - Eliminação Altura Max.
%
%
vlineMax = strel ('line', 25, 90);

binImgOpenedMax = imopen (binImgOpenedMin, vlineMax);

saveImg (binImgOpenedMax, '05-ImgAposAbeLinVerMax.' );

imgSubOpened = imsubtract (binImgOpenedMin, binImgOpenedMax);

saveImg (imgSubOpened, '06-ImgASubMinMaxVer' );

% ---- Passo 6) Abertura Linear Horizontal - Eliminação largura
Min. -----
%
%
hlineMin = strel ('line', 55, 0);

binImgOpenedHorMin = imopen (imgSubOpened, hlineMin);

saveImg (binImgOpenedHorMin, '07-AbeLinHorEliAltMax' );

```

```

% ---- Passo 7) Alargamento da Placa -----
%
%
dilata = strel('square',20);

plateImg = imdilate(binImgOpenedHorMin,dilata);

saveImg (plateImg, '08-Isolada');

% ---- Definição de Imagens -----
%
image      = im2uint8 (image);
img        = im2uint8 (img);
binImg     = im2uint8 (binImg);
binImgClosed   = im2uint8 (binImgClosed);
binImgOpenedMax = im2uint8 (binImgOpenedMax);
binImgOpenedMin = im2uint8 (binImgOpenedMin);
imgSubOpened   = im2uint8 (imgSubOpened);
plateImg     = im2uint8 (plateImg);
imgFinal     = imadd (image, plateImg);
imgFinalSo   = imsubtract (plateImg, image);

saveImg (imgFinal, 'Imagem final');
saveImg (imgFinalSo, 'Imagem final');

% ---- Plot das Principais Etapas -----
%
%whitebg('k')

scrsz = get(0,'ScreenSize');
figure('Position',[1 scrsz(4)/2 scrsz(3)/2
scrsz(4)],'ToolBar','none', ...
      'Name','Etapas da Segmentação de Placas', 'NumberTitle',
      'off', ...
      'Renderer','OpenGL')

subplot(3,3,1), subimage (img), axis off,          title ('Top
Hat')

subplot(3,3,2), subimage (binImg), axis off,      title
('Binarizada')

subplot(3,3,3), subimage (binImgClosed), axis off, title
('Fechada Linear')

subplot(3,3,4), subimage (binImgOpenedMin), axis off,title
('Aberta Min.')

subplot(3,3,5), subimage (binImgOpenedMax), axis off,title
('Abertura Max.')

subplot(3,3,6), subimage (binImgOpenedHorMin), axis off,title
('Elim. de Largura Min.')

```

```

subplot(3,3,7), subimage (plateImg), axis off,          title ('Placa
Isolada')

subplot(3,3,8), subimage (imgFinal), axis off,         title
('Imagem Final')

subplot(3,3,9), subimage (imgFinalSo), axis off,       title
('Placa')

% ---- Marcação das bordas -----
%
[EliLabel num] = bwlabel(plateImg);
EliArea = regionprops(EliLabel, 'Area');
Elimina = ismember(EliLabel, find([EliArea.Area]));

[Ilabel num] = bwlabel(Elimina);
Iprops = regionprops(Ilabel);
Areabox = [Iprops.Area];
fprintf('Área Automática %6.2f.\n', Areabox);
Ibox = [Iprops.BoundingBox];
Ibox4 = reshape(Ibox, [4 num]);
fprintf('Coord. Automática Ponto Inic. (%6.0f,%6.0f), Largura
%6.2f e Altura %6.2f.\n', Ibox);

iptsetpref('ImshowBorder', 'tight')
SCRSHZ = get(0, 'ScreenSize');
figure('Position', [SCRSHZ(3) SCRSHZ(4) SCRSHZ(3)
SCRSHZ(4)], 'ToolBar', 'none', ...
      'Name', 'Seleção Manual da Placa', 'NumberTitle', 'off', ...
      'Renderer', 'OpenGL'), imshow(image);
%figure, imshow(image);

hold on;
for cnt = 1:num
r =
rectangle('position', Ibox4(:, cnt), 'edgecolor', 'r', 'LineWidth', 2);
end

% ---- Seleção Manual da Região da Placa -----
%
areaman = getrect;
intersecao = rectint(Ibox, areaman);
areamanvet = (areaman(3)*areaman(4));
razaoarea = (intersecao/areamanvet);

fprintf('Área Manual %6.2f.\n', areamanvet);
fprintf('Coord. Manual do Ponto Inic. (%6.0f,%6.0f), Largura %6.2f
e Altura %6.2f.\n', areaman);
fprintf('Área de Interseção da Placa Automática e da Manual
%6.0f.\n', intersecao);
fprintf('A Razão da Área Coincidente %6.2f por
cento.\n', razaoarea);

```

```
% ---- Escrita do arquivo de saida da Area da placa -----  
-----  
%  
fid = fopen('areaplaca.txt','a');  
fprintf(fid,'%6.0f %6.0f %6.2f %6.2f %6.0f %6.0f %6.2f %6.2f %6.0f  
%6.2f\n'...  
  
,Ibox(1),Ibox(2),Ibox(3),Ibox(4),areaman,intersecao,razaoarea*100)  
;  
fclose(fid);  
  
% ARQUIVO: padrao.m  
%  
% OBJETIVO: LOCALIZACAO EM UMA IMAGEM, DAS PLACAS DE UM AUTOMOVEL  
%           Foi utilizado morfologia matematica para tratamento e  
detectar  
%           a regioao.  
%  
% Autor:    Jonh Edson Ribeiro de Carvalho  
%  
% Data:     01/07/2005  
  
% ---- Funcao Salvar imagens -----  
-----  
function saveImg (image, tit)  
cd out  
imwrite (image, strcat (tit, '.jpg'), 'jpg');  
cd ..  
%  
% ---- Fim da Funcao Salvar -----  
-----
```

Apêndice B

Neste capítulo apresentam-se os resultados obtidos do trabalho desenvolvido e utilizados para a tomada de decisão sobre a segmentação correta das placas. A seguir são apresentados os dados obtidos de todas as imagens com as respectivas regiões das placas segmentadas.

Para uma análise de confirmação da correta localização da placa do veículo obteve-se o desvio padrão dos pontos iniciais das placas encontradas manualmente e automaticamente.

Sendo o desvio padrão é uma medida do grau de dispersão dos valores em relação ao valor médio (a média).

$$\sigma^2 = \sqrt{\frac{\sum (x - \bar{x})^2}{n-1}}$$

onde \bar{x} é a média da amostra e n é o tamanho da amostra, temos portanto, o desvio padrão do ponto inicial da placa, considerado como o ponto superior esquerdo. $\sigma_x^2 = 3,5645$ e $\sigma_y^2 = 2,7940$.

O desvio padrão da distância Euclideana $\sigma_E^2 = 3,6333$, mostrando que as posições iniciais encontradas foram determinadas de forma satisfatória, por possuírem valores de desvios padrões bastante pequenos em relação a tamanho da placa de 320 x 240 pixels. Um segundo dado importante é oriundo da interseção da região da placa automática e da placa obtida manualmente com média de 78,87% com desvio padrão 27,0276.

Como definido anteriormente, a última coluna da tabela identifica a avaliação da localização da placa, sendo (C) correto, (P) Parcial, (I) Incorreto, sendo definido o conceito parcial, quando for entregue mais de uma região candidata mas contendo em uma delas a região da placa.

| Imagem de Entrada | Imagem de Saída | Posição da Placa Automática (Pixel) | | | | Posição da Placa Manual (Pixel) | | | | Avaliação | | | |
|-------------------|-----------------|-------------------------------------|-----|-------|------|---------------------------------|-----|-------|------|-----------|----|--------------------------------|---|
| | | Xo | Yo | Larg. | Alt. | Xo | Yo | Larg. | Alt. | DX | DY | Porcentagem da Área Encontrada | |
| | | 164 | 102 | 87 | 31 | 164 | 99 | 82 | 26 | 0 | 3 | 90.38 | C |
| | | 96 | 173 | 106 | 28 | 98 | 166 | 92 | 32 | 2 | 7 | 79.69 | C |
| | | 16 | 116 | 82 | 28 | 26 | 114 | 66 | 26 | 10 | 2 | 94.23 | C |
| | | 19 | 120 | 86 | 27 | 24 | 115 | 70 | 28 | 5 | 5 | 83.93 | C |
| | | 136 | 168 | 95 | 27 | 140 | 163 | 85 | 25 | 4 | 5 | 82.00 | C |
| | | 100 | 188 | 91 | 27 | 99 | 178 | 87 | 31 | 1 | 10 | 68.96 | C |
| | | 104 | 142 | 95 | 28 | 107 | 141 | 89 | 26 | 3 | 1 | 98.08 | C |
| | | 123 | 161 | 90 | 31 | 126 | 158 | 86 | 27 | 3 | 3 | 90.74 | C |
| | | 113 | 152 | 83 | 30 | 115 | 149 | 77 | 27 | 2 | 3 | 90.74 | P |

| | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|-----|-----|-----|----|-----|-----|----|----|----|---|-------|---|
|  |  | 100 | 147 | 88 | 27 | 101 | 142 | 82 | 26 | 1 | 5 | 82.69 | C |
|  |  | 107 | 127 | 104 | 34 | 109 | 124 | 97 | 30 | 2 | 3 | 91.67 | C |
|  |  | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | I |
|  |  | 120 | 163 | 90 | 33 | 119 | 160 | 92 | 29 | 1 | 3 | 89.39 | C |
|  |  | 9 | 136 | 76 | 28 | 12 | 134 | 69 | 24 | 3 | 2 | 93.75 | C |
|  |  | 3 | 161 | 80 | 28 | 4 | 156 | 71 | 29 | 1 | 5 | 84.48 | C |
|  |  | 118 | 146 | 95 | 31 | 129 | 143 | 80 | 27 | 11 | 3 | 90.74 | P |
|  |  | 136 | 166 | 101 | 31 | 138 | 161 | 87 | 32 | 2 | 5 | 85.94 | C |
|  |  | 22 | 113 | 75 | 28 | 26 | 112 | 66 | 23 | 4 | 1 | 97.83 | C |
|  |  | 107 | 179 | 82 | 31 | 111 | 178 | 75 | 25 | 4 | 1 | 98.00 | C |

| | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|-----|-----|-----|----|-----|-----|-----|----|----|----|-------|---|
|  |  | 72 | 144 | 79 | 27 | 72 | 139 | 75 | 30 | 0 | 5 | 85.00 | C |
|  |  | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | I |
|  |  | 117 | 169 | 86 | 29 | 118 | 167 | 80 | 26 | 1 | 2 | 94.23 | C |
|  |  | 181 | 158 | 101 | 32 | 192 | 154 | 87 | 28 | 11 | 4 | 87.50 | C |
|  |  | 114 | 148 | 105 | 32 | 124 | 147 | 82 | 27 | 10 | 1 | 98.15 | C |
|  |  | 96 | 117 | 107 | 28 | 98 | 105 | 102 | 33 | 2 | 12 | 65.15 | C |
|  |  | 103 | 140 | 97 | 32 | 107 | 137 | 88 | 28 | 4 | 3 | 91.07 | C |
|  |  | 44 | 99 | 90 | 33 | 43 | 97 | 89 | 26 | 1 | 2 | 93.70 | C |
|  |  | 2 | 168 | 95 | 30 | 4 | 163 | 79 | 31 | 2 | 5 | 85.48 | C |
|  |  | 198 | 115 | 94 | 25 | 210 | 110 | 79 | 32 | 12 | 5 | 78.13 | C |

| | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|-----|-----|----|----|-----|-----|----|----|---|---|-------|---|---|
|  |  | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | I |
|  |  | 73 | 168 | 75 | 23 | 79 | 160 | 61 | 32 | 6 | 8 | 71.88 | C | |
|  |  | 110 | 173 | 96 | 28 | 112 | 167 | 90 | 28 | 2 | 6 | 80.36 | C | |