

UNIVERSIDADE CANDIDO MENDES - UCAM
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM PESQUISA OPERACIONAL E
INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL
CURSO DE MESTRADO EM PESQUISA OPERACIONAL E INTELIGÊNCIA
COMPUTACIONAL

Tiago Samaha Cordeiro

RECONHECIMENTO AUTOMÁTICO DE PLACAS UTILIZANDO
INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL

CAMPOS DOS GOYTACAZES, RJ.
Setembro de 2015

UNIVERSIDADE CANDIDO MENDES - UCAM
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM PESQUISA OPERACIONAL E
INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL
CURSO DE MESTRADO EM PESQUISA OPERACIONAL E INTELIGÊNCIA
COMPUTACIONAL

Tiago Samaha Cordeiro

RECONHECIMENTO AUTOMÁTICO DE PLACAS UTILIZANDO
INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Pesquisa Operacional e Inteligência Computacional da Universidade Candido Mendes – Campos /RJ, para obtenção do grau de MESTRE EM PESQUISA OPERACIONAL E INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL.

Orientador: Prof. Ítalo de Oliveira Matias, DSc.

CAMPOS DOS GOYTACAZES, RJ.
Setembro de 2015

FICHA CATALOGRÁFICA

C794r Cordeiro, Tiago Samaha.

Reconhecimento automático de placas utilizando inteligência computacional./ Tiago Samaha Cordeiro – 2016.

87f. il.

Orientador: Ítalo de Oliveira Matias.

Dissertação apresentado ao Curso de Mestrado em Pesquisa Operacional e Inteligência Computacional da Universidade Candido Mendes - Campos dos Goytacazes, RJ, 2015.

Bibliografia: f. 80-84.

1. Processamento de imagem. 2. Reconhecimento de placas veiculares. 3. Análise de projeção. I. Universidade Candido Mendes – Campos. II. Título.

CDU - 004.8/932

TIAGO SAMAHA CORDEIRO

RECONHECIMENTO AUTOMÁTICO DE PLACAS UTILIZANDO
INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Pesquisa Operacional e Inteligência Computacional da Universidade Candido Mendes – Campos /RJ, para obtenção do grau de MESTRE EM PESQUISA OPERACIONAL E INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL.

Aprovada em 12 de setembro de 2015.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Ítalo de Oliveira Matias, DSc. - Orientador
Universidade Candido Mendes

Prof. Geórgia Regina Rodrigues Gomes, DSc.
Universidade Candido Mendes

Prof. Jefferson Manhães de Azevedo, DSc.
Instituto Federal Fluminense

CAMPOS DOS GOYTACAZES, RJ.
2015

DEDICATÓRIA

À minha família, que sempre me apoiou, quer nos momentos alegres ou nos momentos difíceis.

À minha esposa que, acima de tudo, sempre torceu e batalhou pelo meu sucesso, sendo a minha companheira e conselheira, suportando muitos problemas comigo durante toda a nossa caminhada.

AGRADECIMENTOS

Ao meu Deus por me ensinar a cada dia que nunca devemos deixar de acreditar que tudo que acontece está ligado a um motivo muito maior que podemos compreender.

Ao meu orientador, professor Ítalo Matias, por ter acreditado em meu potencial e por sua atenção, paciência, cortesia e amizade.

A todos aqueles que de alguma forma, contribuíram para a conclusão deste trabalho.

Só sei que nada sei, e o fato de saber isso,
me coloca em vantagem sobre aqueles que acham
que sabem alguma coisa.

Sócrates

RESUMO

RECONHECIMENTO AUTOMÁTICO DE PLACAS UTILIZANDO INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL

Qualquer atividade que exija o gerenciamento de veículos pode tornar-se complexa devido ao grande número de carros, desde um simples controle de acesso à estacionamento ou até mesmo o gerenciamento de tráfego de uma cidade. A implantação de sistemas inteligentes podem auxiliar em determinadas atividades, automatizando a leitura de placas em imagens digitais, facilitando e otimizando atividades que envolvam o gerenciamento de veículos. Tal problema é subdividido em quatro etapas: captura de imagem do veículo, detecção da placa, segmentação de caracteres e reconhecimento de caracteres. Devido a isso, para desenvolver sistemas inteligentes é necessário utilizar algoritmos que sejam capazes de extrair a informação da imagem captada. Estes sistemas são denominados de License Plate Recognition (LPR) ou Automatic Number Plate Recognition (ANPR). Considerando a importância do objeto deste trabalho, apresentamos uma proposta para a sua resolução, baseado na análise das projeções da imagem. A detecção da região de uma placa veicular consiste na aplicação de uma série de operações de convolução. Os resultados destas operações são projetadas sobre cada eixo da imagem (x, y). Estas projeções são usadas para determinar uma possível região da placa. O método de análise contribuiu decisivamente para localização de regiões candidatas a placas veiculares brasileiras. Os resultados foram testados tanto em imagens estáticas (fotos) quanto em vídeos, o que possibilita que um sistema possa trabalhar em tempo real, realizando a identificação de veículos. As boas taxas de acerto desse algoritmo comprovaram a sua eficácia na localização de regiões candidatas.

PALAVRAS-CHAVE: Processamento de imagem. Reconhecimento de placas veiculares. Análise de projeção.

ABSTRACT

AUTOMATIC LICENSE PLATE RECOGNITION USING COMPUTATIONAL INTELLIGENCE

Any task that requires the vehicle management can become complicated due the large number of cars, from simple access control to parking or even a city traffic management. The deployment of intelligent systems can help in certain tasks by automating the reading of images on plates digital, facilitating and optimizing activities involving the vehicle management. Such problem is subdivided into four stages: the snapshot of the vehicle, detection of plate, segmentation of characters and recognition of characters. Because of this, to developing intelligent systems is necessary to use algorithms that are able to extract the information of the captured image. These systems are called License Plate Recognition (LPR) or Automatic Number Plate Recognition (ANPR). Considering the importance of problem, we present a proposal for its resolution, based on image projection analysis. The detection of a plate region consists of applying a series of convolution operations. The results of these operations are projected on each image axis (x , y). These projections are used to determine possible of the plate area. The analysis method contributed decisively location of Brazilian candidate car plate. The results were tested in digital images (pictures) and videos, allowing a system to work in real time, performing the identification of vehicles. The good success rates of this algorithm proved its effectiveness in the localization candidate regions.

KEYWORDS: Image processing. License plate recognition. Projection analysis.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.	Modelo de placa de licenciamento veicular no Brasil.	38
Figura 2.	Representação da imagem digital.	38
Figura 3.	Representação espacial do modelo RGB.	40
Figura 4.	Escala de cinza com 256 tonalidades.	40
Figura 5.	(a) imagem original; (b) imagem binarizada.	41
Figura 6.	Representação gráfica de um histograma.	42
Figura 7.	Ponto de limiarização de uma imagem.	43
Figura 8.	Conceito de 4-vizinhança, vizinhança diagonal e 8-vizinhança.	44
Figura 9.	Representação da convolução de imagens.	45
Figura 10.	Máscaras para cálculo do filtro da média: (a) 3x3; (b) 5x5; (c) 7x7.	46
Figura 11.	Filtro da média. (a) imagem original; (b)-(d) resultados da aplicação do filtro da média com máscara de dimensões $n \times n$, $n = 3, 5, 7$.	47
Figura 12.	Máscara de dimensão 3x3 aplicada sobre a imagem.	48
Figura 13.	Matrizes de convolução de Prewitt.	49
Figura 14.	Exemplo de realce e detecção de bordas utilizando Prewitt.	50
Figura 15.	Matrizes de convolução de Sobel.	50
Figura 16.	Exemplo de realce e detecção de bordas utilizando Sobel.	51
Figura 17.	Modelo matemático do neurônio artificial.	52
Figura 18.	Objetos com características semelhantes agrupam-se.	54
Figura 19.	Filtro aplicado no histograma.	60
Figura 20.	Seleção dos picos máximo e mínimo da projeção horizontal	63
Figura 21.	Calculo da margem de erro nas extremidades do recorte	64

Figura 22.	Operação de filtro Gaussiano.	66
Figura 23.	Análise das projeções da imagem (1)	67
Figura 24.	Análise das projeções da imagem (2)	67
Figura 25.	Filtragem de mediana sobre operador de Prewitt: (a) imagem original; (b) filtro de mediana	68
Figura 26.	Projeção da Imagem (Intensidade por Linha).	68
Figura 27.	Região obtida pelo algoritmo baseado na projeção vertical	71
Figura 28.	Região da primeira etapa com filtro de Prewitt horizontal e suavização	71
Figura 29.	Placa segmentada através do algoritmo de análise de projeções da imagem.	74
Figura 30.	Instalação da câmera de captura.	75
Figura 31.	Imagem obtida pela câmera infravermelha (veículo oficial - IFF).	75
Figura 32.	Interface do protótipo de reconhecimento de placas veiculares.	76
Figura 33.	Visualização do resultado obtido através da interface do protótipo.	77
Figura 34.	Filtros aplicados sobre a placa. (a) imagem original; (b) filtro gaussiano; (c) limiarização.	78

LISTA DE GRÁFICOS E TABELAS

Gráfico 1.	Número de publicações por autor.	26
Gráfico 2.	Número de publicações por ano.	27
Gráfico 3.	Quantidade de publicações por País.	28
Gráfico 4.	Picos Candidatos a Localização da Placa.	69
Gráfico 5.	Normalização dos Valores da Intensidade por Linha.	70
Gráfico 6.	Limiarização referente ao Valor Médio da Projeção.	70
Gráfico 7.	Projeção horizontal.	71
Gráfico 8.	Projeção horizontal com valores normalizados.	72
Gráfico 9.	Derivação da Projeção horizontal.	73
Tabela 1.	Ambiente Utilizado nos Estudos de Caso.	65
Tabela 2.	Resultado do Estudo de Caso.	78

LISTA DE EQUAÇÃO.

Equação 1.	Produto da Luminância pela Reflectância em Cada Ponto da Imagem.	39
Equação 2.	Conversão de Imagem RGB para Escala de Cinza.	42
Equação 3.	Operação de Limiarização.	43
Equação 4.	Função da Convolução.	44
Equação 5.	Ponto p da Média Ponderada.	45
Equação 6.	Função de Processamento de Imagens do Domínio Espacial.	45
Equação 7.	Função Gaussiana.	49
Equação 8.	Cálculo da Magnitude Aproximada de Cada Pixel.	51
Equação 9.	Cálculo da Magnitude Aproximada de cada Pixel (1).	51
Equação 10.	Cálculo da Magnitude Aproximada de cada Pixel (2).	54
Equação 11.	Projeção Vertical p_y da Função (x,y) .	58
Equação 12.	Projeção Horizontal p_x da Função (x,y) .	61
Equação 13.	Função Derivada da Projeção p_y .	62
Equação 14.	Limites das Transições de Preto e Branco e Branco e Preto na Placa.	62

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ALPR	Automatic License Plate Recognition
ANPR	Automatic Number Plate Recognition
ARTMAP	Predictive Adaptive Resonance Theory
BMP	Bitmap File
CLPR	Car License Plate Recognition
CONTRAN	Conselho Nacional de Trânsito
DENATRAN	Departamento Nacional de Trânsito
EMD	Empirical Mode Decomposition
FPGA	Field Programmable Gate Array
HSV	Hue Saturation Value
IFF	Instituto Federal Fluminense
ITM	Intelligent Template Matching
JPEG	Joint Photographic Experts Group
KNN	K-Nearest Neighbor
LPR	License Plate Recognition
LPL	License Plate Location
OCR	Optical Character Recognition
RGB	Red Green Blue
SCW	Sliding Concentric Windows

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO.	18
1.1.	MOTIVAÇÃO.	19
1.2.	JUSTIFICATIVA.	20
1.3.	OBJETIVOS.	20
1.3.1.	Objetivo Geral	20
1.3.2.	Objetivos Específicos	20
1.4.	ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO.	21
2.	ESTADO DA ARTE.	23
2.1.	ESTUDO BIBLIOMÉTRICO.	24
2.1.1.	Definição da amostra	24
2.1.2.	Pesquisa na amostra	24
2.1.3.	Análise estatística da amostra	25
2.1.3.1.	Identificação dos Autores com Maior Número de Publicações.	25
2.1.3.2	Levantamento da Cronologia da Produção	26
2.1.3.3.	. Identificação do número de publicações por país	27
2.1.4.	Discussão dos artigos	28
2.1.5.	Outras discussões	35
3.	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.	37
3. 1.	PLACAS VEICULARES BRASILEIRAS.	37
3. 2.	IMAGEM DIGITAL.	38
3.2.1.	Imagem colorida	39
3.2.2.	Imagem monocromática	40

3.2.3.	Imagem binária	40
3.2.4.	Conversão da imagem para escala de nível de cinza	41
3. 3.	HISTOGRAMA.	42
3. 4.	LIMIARIZAÇÃO DE IMAGEM.	42
3. 5.	CONCEITO DE VIZINHANÇA.	43
3. 6.	CONVOLUÇÃO DE MATRIZES.	44
3. 7.	FILTRAGEM ESPACIAL.	45
3.7.1.	Filtragem da média	46
3.7.2.	Filtragem da mediana	47
3.7.3.	Filtragem gaussiana	48
3.7.4.	Detecção de bordas	49
3.7.4.1.	Operadores de Sobel	50
3. 8.	RECONHECIMENTO DE CARACTERES.	51
3.8.1.	Redes neurais	52
3.8.2.	K-Nearest Neighbor	53
3. 9.	PRINCÍPIOS DE DETECÇÃO DE PLACAS	55
4.	MATERIAIS E MÉTODOS	56
4. 1.	MANIPULAÇÃO DE IMAGENS DIGITAIS	56
4. 2.	PRÉ-PROCESSAMENTO	57
4.2.1.	Conversão da Imagem para Escala de Cinza	57
4.2.2.	Remoção de Ruídos	57
4. 3.	ANÁLISE DAS PROJEÇÕES DA IMAGEM	58
4.3.1.	Projeção vertical	58
4.3.2.	Projeção horizontal	61
4.4.	RECONHECIMENTO DE CARACTERES (OCR)	64
5.	RESULTADOS E DISCUSSÃO	65
5. 1.	FERRAMENTAS UTILIZADAS	65
5. 2.	ESTUDOS DE CASO	65
5.2.1.	Avaliação de imagens estáticas	66
5.2.2.	Avaliação de vídeos	74
5. 3.	PROTÓTIPO DO SISTEMA	76
5. 4.	TESSERACT OCR	77

5. 5.	RESULTADOS OBTIDOS	78
6.	CONSIDERAÇÕES FINAIS	80
6. 1.	CONCLUSÃO	80
6. 2.	CONTRIBUIÇÕES	80
6.2.1.	Publicações	81
6. 3.	TRABALHOS FUTUROS	82
7.	REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA.	83

1. INTRODUÇÃO

Com o constante crescimento da frota de veículos no mundo, diversos problemas de tráfego estão ficando complicados de resolver. Portanto, são necessárias soluções criativas e automáticas. Hoje, há uma grande necessidade de se obter informação rápida (GUINGO; RODRIGUES; THOME, 2002).

A frota de veículos brasileira tem crescido muito ao decorrer dos últimos anos. No período de 2003 a 2013, foram 43.942.228 novos carros emplacados no país, chegando a um total de 80.600.729 em dezembro de 2013 (DENATRAN, 2013).

Cada veículo em território brasileiro é identificado por placas dianteira e traseira, contendo sete caracteres alfanuméricos individualizados, sendo o primeiro grupo composto por três, resultante de um arranjo, com repetição de vinte e seis letras, tomadas três a três, e o segundo grupo composto por quatro, resultante de um arranjo, com repetição, de dez algarismos, tomados quatro a quatro. A placa do veículo é o meio oficial de controle e identificação do DENATRAN (CONTRAN, 2007).

Em estacionamentos, os caracteres da placa podem ser utilizados para identificar e calcular o tempo de permanência do carro. Quando um carro passa pelo portão de entrada, o número da placa é reconhecido e armazenado em um banco de dados. Quando o veículo deixa a área do estacionamento através do portão de saída, o número da placa é reconhecido novamente permitindo o cálculo da taxa do estacionamento.

Atualmente, qualquer atividade que exija o gerenciamento de veículos pode

tornar-se complicada devido ao grande número de carros, desde um simples controle de acesso a estacionamento ou até mesmo o gerenciamento de tráfego de uma cidade. Deste modo, faz-se necessária a implantação de sistemas inteligentes para auxiliar em determinadas atividades (SALES, 2010).

Na maioria dos casos, os veículos são identificados por suas placas, que são de fácil leitura para seres humanos, mas não para computadores. Para os computadores, o número da placa é apenas uma imagem, que pode ser definida por uma função bidimensional $f(x, y)$, em que x e y são as coordenadas espaciais, e a função representa a intensidade naquele ponto. Devido a isso, para desenvolver sistemas inteligentes no reconhecimento automático de placas, torna-se necessário a utilização de algoritmos para extrair a informação da imagem captada. Com o LPR é possível realizar a leitura de placas em imagens digitais, facilitando e otimizando atividades que envolvam o gerenciamento de veículos (ALVES et al., 2011).

Segundo Alves et al. (2011), o reconhecimento de placas veiculares em imagens digitais é um importante problema da área de visão computacional, o qual pode ser aplicado para solucionar diversos problemas. Uma solução através de um método único para reconhecer placas não é um projeto fácil, já que uma imagem pode apresentar diversas variações em relação aos modelos das placas e as condições climáticas e de iluminação. De forma geral, o problema de LPR pode ser composto por três subproblemas:

- (1) localização da placa,
- (2) segmentação dos caracteres da placa;
- (3) reconhecimento da placa.

1.1. MOTIVAÇÃO

O presente trabalho faz necessário pela demanda de sistemas que possam

auxiliar no gerenciamento de veículos, os quais são difíceis de serem encontrados e de custo elevado. Além da possibilidade de auxiliar no gerenciamento de veículos, um sistema de reconhecimento automático de placas pode auxiliar em atividades que envolvam a administração pública, tendo impacto no aumento da segurança. Outra aplicação seria a fiscalização do pagamento de impostos veiculares e até mesmo na automatização do controle de velocidade em vias públicas.

Com isso, será apresentado um protótipo funcional capaz de localizar e realizar a leitura de placas de veículos, possibilitando a automatização e gerenciamento de atividades que envolvam veículos.

1.2. JUSTIFICATIVA

O algoritmo de um sistema que permite automatizar o processo de localização das placas de licenciamento de veículos por meio de imagens digitais é o ponto crítico que viabiliza a automatização e gerenciamento de atividades que envolvam um grande fluxo de veículos.

O desenvolvimento deste projeto visa contribuir para o controle do estacionamento do Instituto Federal Fluminense (IFF). O IFF possui sete *campi*, os quais possuem carros oficiais e particulares em seus estacionamentos. Os veículos podem utilizar estacionamento de qualquer *campus* caso ocorra alguma visita. Portanto, o sistema facilitará o controle por meio de um cadastro e verificação único dos veículos.

1.3. OBJETIVOS

1.3.1. Objetivo Geral

Esta dissertação tem como principal objetivo desenvolver o módulo de

reconhecimento para base de um sistema de reconhecimento automático de placas de licenciamento que será utilizado no IFF e na Universidade Candido Mendes (UCAM). Nesse sistema serão utilizadas técnicas de inteligência computacional em imagens digitais para determinar as possíveis regiões onde pode-se encontrar uma placa. Após a localização será possível identificar o veículo por meio do reconhecimento automático de caracteres.

1.3.2. Objetivos Específicos

Dentre os objetivos específicos deste trabalho, pode-se citar:

- Disponibilizar um levantamento das principais técnicas de reconhecimento de placas veiculares do atual estado da arte;
- Realizar o reconhecimento de placas veiculares brasileiras;
- Definir métodos e técnicas para segmentar as placas veiculares;
- Disponibilizar um ferramental para o reconhecimento de placas veiculares;
- Implementar uma interface que possibilite a experimentação do ferramental de reconhecimento de placas;
- Avaliar a aplicabilidade do módulo em vídeos.

1.4. ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Esta dissertação está organizada em seis capítulos. Os tópicos abordados em cada um deles serão descritos a seguir.

No Capítulo 2 é apresentado um estudo bibliométrico, seguido de uma

revisão bibliográfica das obras científicas que estão relacionadas ao reconhecimento automático de placas veiculares em imagens digitais, identificando os trabalhos de maior relevância e os autores mais importantes.

No Capítulo 3 é realizada a introdução da fundamentação teórica necessária para compreender a solução do problema. Primeiramente, são abordados os conceitos básicos de imagem digital, incluindo técnicas de limiarização e filtragem espacial, seguidos reconhecimento de caracteres e por fim algoritmos de classificação.

No Capítulo 4 é exposta a metodologia aplicada para solucionar o problema, sendo demonstrados todos os passos necessários para reproduzi-la.

No Capítulo 5 são exibidos os experimentos computacionais realizados com o protótipo. Estes experimentos foram realizados com a utilização de conjunto de imagens de veículos em condições reais. As imagens obtidas apresentam diferentes tipos de veículos, como carros de passeio, ônibus e caminhões.

Finalmente, no Capítulo 6, são feitas as considerações finais e indicação de trabalhos futuros.

2. ESTADO DA ARTE

A utilização de uma metodologia para analisar o atual estado da arte sobre um determinado assunto é essencial em qualquer trabalho. Esta dissertação toma como base o trabalho de Costa (2010), utilizando a metodologia apresentada em seu trabalho, denominada *webibliomining* (interseção entre bibliometria e *webmetria*).

Segundo Costa (2010), as estratégias frequentemente utilizadas são realizadas por meio de mecanismos de força bruta. Neste processo o pesquisador necessita realizar diversas buscas por artigos por meio dos seus metadados, sem que haja um filtro após encontrar os registros. Os resultados destas buscas podem não corresponder ao estado atual da arte, o que pode gerar falsos positivos sobre o tema pesquisado.

Hood e Wilson (2001) definem a bibliometria como o estudo de técnicas e métodos para transformar buscas de documentos e informações na internet em dados estatísticos. Buscas na internet podem retornar várias informações que podem ser transformadas em dados relevantes para selecionar artigos.

A seguir será apresentado um estudo bibliométrico seguido de uma revisão bibliográfica das obras científicas que estão relacionadas ao reconhecimento automático de placas veiculares em imagens digitais, identificando os trabalhos de maior relevância, os autores mais importantes, além dos artigos mais alinhados com o tema proposto.

Os resultados encontrados podem contribuir para avaliar as técnicas de mais utilizadas para solução deste problema, além de identificar os autores que mais produzem conhecimento relacionado, e demonstrar o que está sendo

publicado na comunidade internacional.

2.1. ESTUDO BIBLIOMÉTRICO

Nesta seção serão apresentados os passos a serem executados para realizar o estudo bibliométrico referente ao tema de pesquisa deste trabalho. As etapas aqui definidas são baseadas na metodologia de Costa (2010).

- Definição da amostra da pesquisa;
- Pesquisa na amostra, com as palavras chaves;
- Identificação de periódicos com maior número de trabalhos relacionados;
- Identificação dos autores com maior número de publicações;
- Levantamento da cronologia dos registros encontrados;
- Seleção dos artigos como base para pesquisa.

2.1.1. Definição da amostra

A amostra utilizada para realização deste estudo foi a base de artigos do Scopus¹, a qual dispõe de inúmeros artigos indexados. Esta base foi escolhida devido à disponibilidade do acesso provido pela universidade, e também por conter diversos registros na área de conhecimento pesquisada. A pesquisa foi realizada em novembro de 2014, contemplando todos os registros indexados na base.

2.1.2. Pesquisa na amostra

¹ Base de dados de artigos científicos. Disponível em: <<http://www.scopus.com/>> . Acesso em: 12 jan de 2015.

A pesquisa realizada na base do Scopus utilizou a seguinte frase – (“anpr” OR “lpr” OR “plate recognition”) – a qual retornou 6522 (seis mil quinhentos e vinte e dois) registros.

Para tornar viável a avaliação dos artigos, foram realizados filtros para obter os documentos que possam apresentar maior relevância ao tema da pesquisa. Para diminuir o tamanho da amostra obtida foram selecionados apenas os documentos do tipo artigo e artigo no prelo.

Após a realização deste filtro, foi obtido um total de 4818 (quatro mil oitocentos e dezoito) registros. Deste modo ainda faz-se necessário a realização de novos filtros para diminuir a amostra, possibilitando a avaliação dos documentos indexados.

Por fim, foi aplicado um filtro que define a área de conhecimento dos documentos publicados, onde foi definido que apenas os registros que pertencem a área de Ciência da Computação e que foram publicados nos últimos dez anos. Através deste filtro, obteve-se um total de 142 (cento e quarenta e dois) registros.

2.1.3. Análise estatística da amostra

2.1.3.1. Identificação dos autores com maior número de publicações

O gráfico 1 Figura 1 exibe o eixo x que representa a quantidade de publicações dos dez autores com mais publicações.

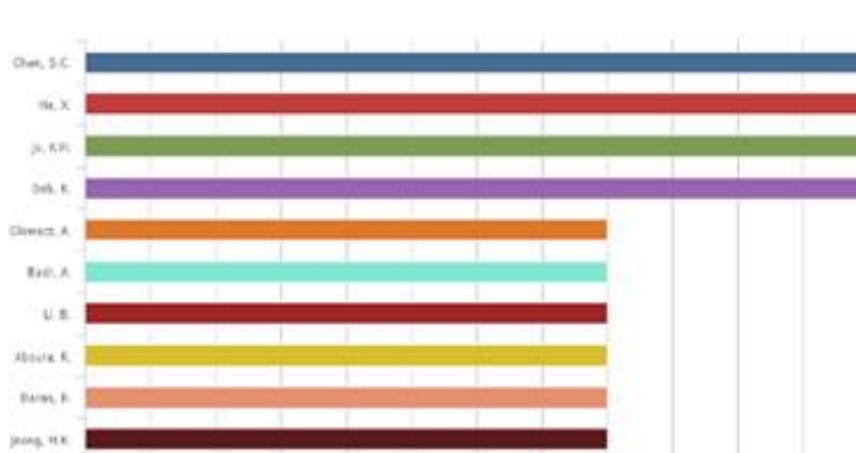


Gráfico 1: Número de Publicações por Autor
 Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

Dentre os resultados da pesquisa apresentados no gráfico 1, pode-se observar que dentre os dez principais autores da amostra não encontra-se nenhum brasileiro. Porém, dentro do conjunto total de registros filtrados da amostra, apenas dois autores brasileiros foram identificados, sendo os mesmos autor e coautor do trabalho publicado.

2.1.3.2. Levantamento da cronologia da produção

O gráfico 2 exibe o eixo x , na qual é a escala dos últimos anos de publicações e no eixo y , as quantidades publicadas em cada um deles.

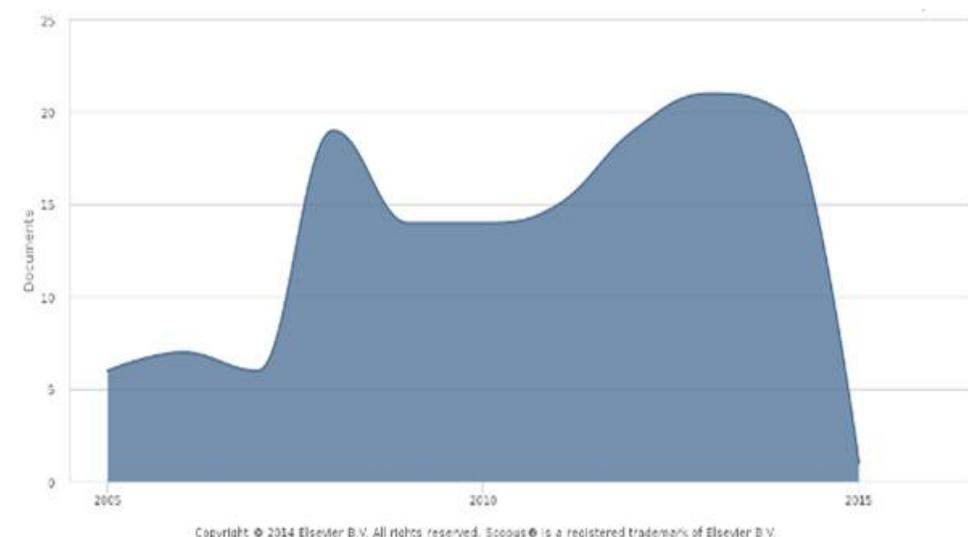


Gráfico 2: Número de Publicações por Ano
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

Pode-se observar que houve um crescimento na publicação de trabalhos relacionados. Porém, mesmo tendo um crescimento de publicações, a comunidade brasileira não tem produzido muitos artigos relacionados ao tema.

2.1.3.3. Identificação do número de publicações por país

O gráfico 3 apresenta o eixo x, que representa a quantidade de publicações produzida pelas comunidades internacionais, sendo assim, o seu eixo y o detalhamento dos dez países com mais publicações.

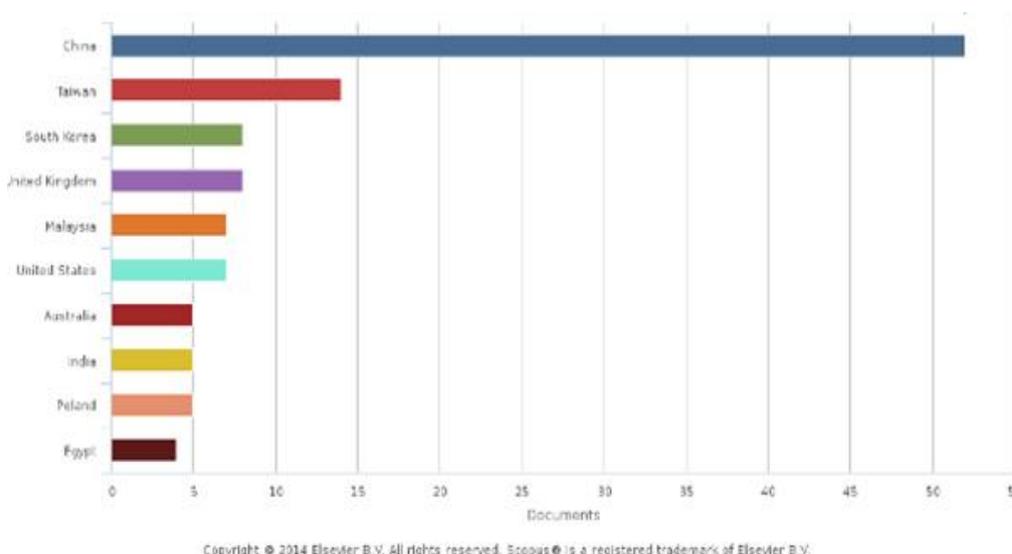


Gráfico 3: Quantidade de Publicações por País
 Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

Como citado anteriormente, pode-se observar no gráfico 3 que o Brasil não se encontra entre os dez maiores publicadores de trabalhos relacionados ao tema. Dentre os registros encontrados na base, apenas um trabalho foi publicado. Além disso, pode-se observar que os países com mais trabalhos relacionados ao tema são provenientes da região asiática, os quais utilizam alfabetos diferentes do tradicional.

2.1.4. Discussão dos artigos

Através do estudo bibliométrico realizado, foi possível definir um conjunto inicial de artigos relacionados ao tema pesquisado. Deste modo, será realizada a análise dos artigos mais relevantes à pesquisa. Além disso, outros artigos obtidos de outras fontes serão analisados. A discussão dos artigos está organizada em ordem cronológica.

Zheng, Zhao e Wang (2005), afirmam que localização da placa de licenciamento é uma etapa importante em sistemas de reconhecimento automático de placas veiculares. Eles propuseram um método robusto de

localização da placa de licenciamento em tempo real. A área da placa contém muitas bordas e informações peculiares. Primeiramente são extraídas as bordas verticais da imagem do carro, utilizando o operador de Sobel (filtro passa-alta). Finalmente, procura-se a região da placa através de formas retangulares. Os resultados experimentais demonstram a grande robustez e eficiência do método.

Shapiro, Gluhchev e Dimov (2006), apresentam uma metodologia em que imagens em escala de cinza são assumidas como entrada do sistema. O estágio de localização da placa é onde será realizada a segmentação para que posteriormente seja possível realizar o reconhecimento dos caracteres. O sistema de reconhecimento combina *thresholding* iterativo adaptativo com um algoritmo de *template matching*. O método é invariante para a iluminação e é robusto para o tamanho dos caracteres e espessura, inclinação e pequenas pausas de caracteres. Extensos testes das etapas de tratamento descrito foi realizado com imagens de mais de 150 veículos israelenses e búlgaros. Cerca de 1.000 imagens foram capturadas ao ar livre a partir de vários ângulos de visão e sob diferentes condições climáticas: durante o dia, paisagem envolvente, distância entre a câmera e o veículo variando de três a dez metros, as placas em posição normal e inclinadas, bandeiras e outros. Foram obtidos bons resultados nos experimentos com placas israelenses e búlgaras incluindo imagens de má qualidade.

Jia, Zhang e He (2007), afirmam que o reconhecimento automático de placas de licenciamento (ALPR) é um dos aspectos mais importantes da aplicação de técnicas computacionais para sistemas de transporte inteligentes. A detecção exata da placa em uma imagem digital é considerado o passo mais importante de um sistema ALPR, que afeta diretamente a taxa de reconhecimento e a velocidade de todo o sistema. O modelo proposto para detecção da placa de licenciamento é baseado na região. Neste método, em primeiro lugar, é usado um filtro de média para auxiliar na segmentação da imagem, a fim de obter as regiões candidatas. Estas regiões candidatas são então analisadas e classificadas, a fim de decidir se a região contém uma placa de licenciamento. São utilizados três parâmetros para classificação, a retangularidade da região, a proporcionalidade da placa e a densidade de arestas na região. Ao contrário de outros métodos de detecção existentes, o método proposto concentra-se em regiões, podendo sofrer interferências de caracteres que possam haver na imagem (adesivos, placas e

outros). A análise estatística da precisão de detecção utilizando o modelo proposto obteve 97,6% de acerto.

Wang e Lee (2007), apresentam um sistema de reconhecimento de placas que pode processar imagens rapidamente, obtendo altas taxas de precisão. O sistema é composto por três módulos principais, realizando a detecção da placa, segmentação de caracteres, e pós-processamento. Cada módulo é subdividido em vários processos em cascata, que são compostos de regras sucessivamente mais complexas. O primeiro módulo exclui a maioria das regiões não candidatas a placa, usando baixos recursos computacionais. O segundo módulo retira a maioria das regiões onde não apresentam caracteres, de um modo semelhante ao anterior. Um algoritmo de análise de histograma é proposto para detectar rapidamente todos os candidatos promissores a caracteres. No terceiro módulo, são filtradas as possíveis placas que não satisfaçam as especificações esperadas. Nos experimentos realizados, o sistema é capaz de analisar trinta e oito imagens por segundo, com resolução de 640 x 480 pixels utilizando um Intel Pentium 4 de 3 GHz.

Guo e Liu (2008) afirmam que a localização de placas de licenciamento (LPL) e a segmentação de caracteres desempenham papéis fundamentais em um sistema de reconhecimento automático de placas. Em seu trabalho, eles se dedicam a estas duas questões. Em LPL, a equalização de histograma é empregado para resolver os problemas de baixo contraste e dinâmica de alcance. As propriedades de textura, por exemplo, a relação de aspecto, cor e semelhança são utilizados para localizar a placa. Por fim, a transformada de Hough é adotada para corrigir o problema de rotação. Na segmentação dos caracteres, a técnica de binarização híbrida é proposta para efetivamente segmentar os caracteres da placa. O processo de autoaprendizagem é utilizado para ajustar os parâmetros do sistema conforme a necessidade. Os resultados dos testes realizados, de localização e de segmentação, apresentam bons resultados obtidos com os algoritmos propostos.

Wang et al. (2008) desenvolveram um sistema baseado no reconhecimento das cores de placas. Isto é uma tarefa desafiadora, pois as placas são afetadas por vários fatores, tais como: iluminação, características da câmera e outros. Além disso, podem haver variações das cores das placas em lugares diferentes. Para

solucionar estes problemas, foi implementado um algoritmo baseado na lógica *fuzzy*. O HSV (matiz, saturação e valor) de espaço de cores é utilizado para realizar a extração de características de cor. Três componentes do espaço HSV são primeiramente mapeados para conjuntos *fuzzy* de acordo com diferentes funções de pertinência. A função de classificação *fuzzy*, para o reconhecimento de cor é, então, descrito pela fusão de três graus de pertinência ponderadas. Para a adaptação do algoritmo proposto, foi apresentado também um algoritmo de aprendizagem para obter os parâmetros correlativos. Considerando que o reconhecimento de placas trabalha sob várias cenas e condições complexas, o modelo proposto apresenta um novo algoritmo para o reconhecimento de cores de placas. Por meio da introdução da lógica *fuzzy* no espaço de cor HSV e integração com um algoritmo de aprendizado, a precisão e adaptabilidade do algoritmo proposto são melhoradas.

Caner, Gecim e Alkar (2008), descrevem uma metodologia de processamento de vídeo para *Field Programmable Gate Array* (FPGA) voltado para o reconhecimento de placas de licenciamento. Para obter a região da placa são utilizados alguns algoritmos como, filtro de Gabor, limiar e rotulagem componentes ligados. Esta região é segmentada em caracteres disjuntos para a fase de reconhecimento de caracteres, na qual uma rede neural é utilizada para identificá-los. O sistema é portátil e relativamente mais rápido do que os sistemas de reconhecimento baseados em computador. A robustez do sistema foi testado com um grande banco de dados adquiridos a partir de estacionamentos e uma rodovia. Os requisitos de memória são projetados exclusivamente para ser extremamente baixo, o que permite o uso de FPGAs menores. O hardware resultante é adequado para aplicações onde o custo, tamanho compacto e eficiência são restrições de projeto do sistema.

Jiao, Ye e Huang (2009) apresentam um modelo para reconhecimento de placas capaz de processar diversos tipos de placa de licenciamento de forma eficaz. Neste trabalho, é apresentado um método de reconhecimento que representa as variações dos estilos das placas com parâmetros quantitativos, ou seja, o ângulo de rotação da placa, número de linhas, tipo e formato de caracteres. Os quatro parâmetros são geridos por algoritmos relevantes, ou seja, a rotação de placa, linha de segmentação, de reconhecimento de caracteres e

algoritmo de formato correspondente. Para reconhecer placas diferentes, o usuário pode configurar o modelo e definir os valores dos parâmetros correspondentes, que serão processados pelos algoritmos. Além disso, as probabilidades de ocorrência de cada estilo de placa são calculados com base nos resultados anteriores, o que resultará num reconhecimento mais rápido e mais preciso. Através deste modelo, foi possível chegar a uma taxa de acerto de aproximadamente 97% para um determinado modelo de placa.

Conci, Carvalho e Rauber (2009) afirmam que existem muitas aplicações de identificação de placas voltadas para área de reconhecimento de padrões e visão computacional. Essas aplicações vão desde sistemas de segurança complexos para áreas comuns e de admissão de estacionamento para o controle de tráfego urbano. Reconhecimento de placas de carro (CLPR) tem características complexas devido a diversos efeitos como: neblina, chuva, sombras, condições de iluminação irregulares, oclusão parcial, distâncias variáveis, velocidade dos automóveis, o ângulo da cena no quadro, rotação de placa e conservação, número de veículos na cena entre outras. Esses fatores tornam o reconhecimento placa muito mais complexo e difícil do que os sistemas de reconhecimento óptico de caracteres (OCR) tradicional. Para realizar a localização da placa em imagens digitais, foi utilizado filtros morfológicos e limiarizações, aplicada a regras que definem a especificação da placa a ser identificada. Os resultados obtidos têm como média 73,23% de acerto na localização das placas corretamente na primeira tentativa e de 12,81%, em localização parcial ou na localização de mais de uma região candidata, ou seja, um total de 86,04% de acerto.

Deb, Chae e Jo (2009) propuseram um novo método para analisar imagens de rodovias objetivando extrair as placas de licenciamento dos veículos. Para realizar a detecção, são utilizados os seguintes critérios, detecção de bordas verticais e horizontais, propriedades específicas da região do veículo e (cor, formato). A detecção da placa consiste em três etapas principais:

(1) uma nova técnica de segmentação de imagens, nomeada como *Sliding Concentric Windows* (SCW), utilizada para a detecção da região candidata;

(2) a verificação da cor para a região candidata, usando o modelo de cor HSV com base na tonalidade e intensidade; e,

(3) finalmente, decompondo região candidata que contém caracteres alfanuméricos, usando a posição histograma para verificar e detectar a região da placa do veículo.

No método proposto, imagens do veículo de entrada são convertidas em escala de cinza. Em seguida, as regiões candidatas são encontradas pelo algoritmo SCW. A região é detectada por meio da cor predefinida do modelo da placa do veículo e utilizando o histograma (padrão HSV) para definir a posição dos caracteres da placa. Os resultados experimentais mostram que o método proposto é muito eficaz em lidar com diferentes condições, tais como: má iluminação, distâncias variadas do veículo e tempo variado.

Alves et al. (2011) apresentam um método para o reconhecimento automático de placas de licenciamento, o qual consiste em duas etapas: extração da região da placa e reconhecimento da placa. Na primeira etapa, extrai-se a região da placa na imagem de entrada, utilizando um esquema robusto de operadores morfológicos. Na segunda etapa, é realizado um processo de geração de placas candidatas por meio de busca por *template*, para depois determinar a placa reconhecida utilizando heurísticas. Resultados preliminares mostram que o método proposto pode ser uma boa alternativa para aplicações que envolvam o reconhecimento de placas de licenciamento veicular. Nos experimentos realizados, o método proposto obteve um bom desempenho, uma vez que 89% das imagens tiveram suas placas extraídas corretamente, 88% dos caracteres das placas foram reconhecidos e 78% das placas foram corretamente identificadas.

Gazcon, Chesnevar e Castro (2012) apresentam uma solução para o reconhecimento de placas de veículos argentinos. Abordagens eficientes foram recentemente desenvolvidas, em particular com base nas características da representação da placa de licenciamento utilizada em diferentes países. Este trabalho concentra-se em uma nova abordagem para a resolução do problema para placas argentinas, chamada *Intelligent Template Matching* (ITM). Foi

realizada uma comparação do desempenho obtido com outras abordagens competitivas para reconhecimento robusto padrão (como redes neurais artificiais), mostrando as vantagens, tanto na precisão da classificação e tempo de treinamento. A abordagem também pode ser facilmente estendida para outros sistemas de representação das placas de licenciamento diferentes do utilizado na Argentina. Foi aplicado um algoritmo de correção do limiar referente a imagem obtida do veículo, onde de forma incremental ele é calculado até encontrar o retângulo proporcional ao da placa. Os resultados obtidos através da aplicação do ITM foram superior a 90%.

Ktata, Benzarti e Amiri (2013) apresentam um método robusto para a extração e detecção de placas a partir de imagens de veículos da Tunísia, com base em filtros de Gabor e redes neurais. O método proposto foi projetado para executar o reconhecimento de qualquer tipo de placas em todas as condições climáticas. Em geral, um sistema de reconhecimento automático de placas inclui quatro partes principais: aquisição de veículos de imagem, detecção de placa de licença, segmentação de carácter e de reconhecimento de caracteres. Nos experimentos, o método proposto é avaliado em um computador com um 2 × 2.4 GHz CPU, 3 GB de memória RAM e sistema operacional Windows 7. O conjunto de teste inclui 58 imagens diferentes com cada uma tendo tamanho de 320 × 240. Os resultados experimentais mostram que o algoritmo proposto pode detectar a localização de placas em alguns ambientes com uma precisão aceitável.

Youssef, El-Mahallawy e Badr (2014), apresentam o problema do governo egípcio, que a poucos anos mudou a placa dos carros para incluir letras e números. Assim, as necessidades de um sistema de reconhecimento de placas eficiente para o novo modelo. O estudo apresenta um algoritmo de detecções de placas, melhorado para o novo sistema de licenciamento egípcio. O aprimoramento de detecção é feita usando transformada de *Stroke Width* para extrair cartas de áreas candidatas combinados com classificador *fuzzy ARTMAP*. O algoritmo da transformada foi desenvolvido pela *Microsoft Research Lab* para a detecção de texto em cenas reais, que procura encontrar o valor da largura do traçado para cada pixel da imagem e demonstrar seu uso na tarefa de detecção de texto em imagens naturais. Este estudo centra-se na detecção de letras árabes na área da placa da licença candidata usando este algoritmo em vez do mapa

binário da imagem, em que nem todos os caracteres árabes têm largura do traçado uniforme e algumas letras têm um ponto acima e abaixo dele. O modelo proposto apresenta 26% de melhora na precisão da detecção do que os sistemas convencionais (filtro de Sobel com o mapa binário da imagem utilizando *template matching*).

Yu et al. (2015) dizem que vários métodos de localização de placas foram propostos nas últimas décadas, a sua precisão e habilidade para lidar com diferentes tipos de placas de carro ainda precisam ser melhorado. Desta forma, é proposto um método robusto baseado na análise da transformada *Wavelet* e modo de decomposição empírica (EMD). Deste modo é possível lidar com alguns problemas desafiadores na prática, tais como: mudanças de iluminação, fundo complexo e mudança de perspectiva. Por meio da aplicação transformada *Wavelet* na imagem do veículo e obtida a projeção da imagem. A fim de localizar o ponto máximo da projeção é aplicada a análise de EMD. Usando os dados da projeção reconstruída e transformada de Hilbert, a posição da placa de licença é detectada. Uma série de experimentos mostram que este método pode localizar as posições dos vários tipos de placas com uma alta precisão de 97,91% e um tempo relativamente curto de corrida.

Cordeiro e Matias (2015) apresentam um estudo de caso que utiliza a visão computacional e técnicas de processamento de imagens digitais, aplicadas a um protótipo de sistema de reconhecimento automático de placas brasileiras. Por meio do protótipo é possível realizar a localização de placas por meio de imagens digitais, o que facilita e otimiza as atividades que envolvam a administração de veículos. Para realizar a localização da placa são utilizados filtros morfológicos e matemáticos, com o auxílio da biblioteca OpenCV, o que facilita a implementação da etapa de manipulação de imagem, proporcionando algoritmos que tornam o desenvolvimento das aplicações mais rápido. Testes realizados em um conjunto de 450 imagens em situações reais obtiveram um percentual de acerto de 67%.

2.1.5. Outras discussões

Controle de tráfego e identificação do proprietário do veículo tornou-se grande problema em todos os países. Às vezes torna-se difícil identificar o

proprietário do veículo que viole as regras de trânsito e dirige muito rápido. Portanto, não é possível para capturar e punir esses tipos de pessoas, porque o pessoal do tráfego pode não ser capaz de recuperar o número de veículos do veículo em movimento por causa da velocidade do veículo. Portanto, existe uma necessidade de desenvolver sistemas de reconhecimento automático de placas (ANPR) como uma das soluções para este problema (PATEL; SHAH; PATEL, 2013).

Segundo Patel, Shah e Patel (2013), a maioria dos sistemas de reconhecimento de placas, consegue uma taxa de acerto superior a 75%. Em seu trabalho, em que realiza uma pesquisa sobre o tema os resultados de vários trabalhos são descritos, de forma similar a seção anterior desta dissertação. Dentre os resultados de reconhecimento de caracteres, o percentual de acerto mínimo apresentado dentre os trabalhos descritos é de 85%.

Portanto, é possível perceber que sistemas de reconhecimento de placas são de difícil implementação, não sendo possível atingir 100% de precisão global à medida que cada fase é dependente fase anterior. Certos fatores como a iluminação, sombras, tamanho variável das placas e caracteres, diferentes cores de fonte e fundo afetam o desempenho de um sistema. Por fim, há um grande espaço para desenvolver sistemas com fins específicos para um país.

3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo é apresentada a fundamentação teórica necessária para compreender o algoritmo proposto. Primeiramente, são abordados os conceitos básicos de imagem digital, incluindo técnicas de limiarização e filtragem espacial, seguidos reconhecimento de caracteres e por fim algoritmos de classificação.

3.1. PLACAS VEICULARES BRASILEIRAS

O reconhecimento automático de placas veiculares (*Automatic Number Plate Recognition – ANPR*), conhecido também por LPR, tem sido uma das abordagens úteis para vigilância de veículos. Um sistema de LPR pode ser utilizado como aplicação de segurança de tráfego, coleta automática de pedágio, sistema de estacionamento, dentre outros. Segundo Patel, Shah e Patel (2013), o algoritmo destes sistemas são geralmente divididos em quatro etapas:

- (1) captura de imagem do veículo;
- (2) detecção da placa;
- (3) segmentação de caracteres;
- (4) reconhecimento de caracteres.

No sistema de identificação brasileiro, cada veículo é identificado por placas dianteira e traseira, contendo sete caracteres alfanuméricos individualizados. As placas devem respeitar um padrão de dimensão (Figura 1) e ser fabricada em material refletivo (CONTRAN, 2007).

Figura 1: Modelo de placa de licenciamento veicular no Brasil.
Fonte: CONTRAN (2015).

3.2. IMAGEM DIGITAL

Uma imagem digital pode ser definida como uma função bidimensional $f(x, y)$, onde x e y são coordenadas de um plano (Figura 2). Logo, pode-se observar que uma imagem digital é uma matriz, onde as linhas e colunas representam a largura e altura de uma imagem aberta em um computador (GONZALEZ; WOODS, 2008).

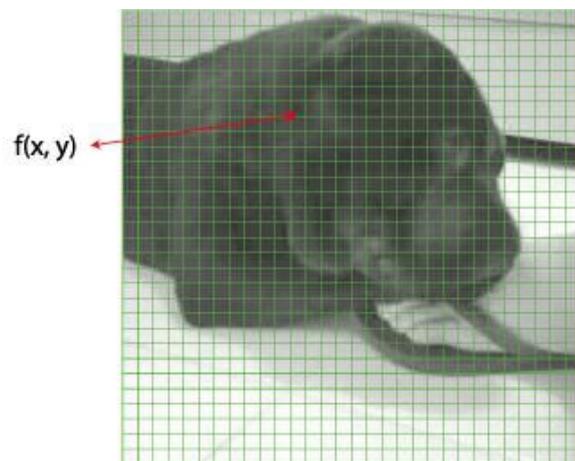


Figura 2: Representação da imagem digital.
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

Cada elemento (*pixel*) da matriz representa uma pequena região do plano, portanto ele representa a intensidade luz, cor e brilho em um determinado ponto da imagem. A função $f(x, y)$, descrita na Equação

$$f(x, y) = i(x, y) * r(x, y)$$

Equação 1. Produto da Luminância pela Reflectância em cada Ponto da Imagem

Fonte: Jan (1989)

Onde:

$i(x, y)$ → luminância no ponto (x, y)

$r(x, y)$ → reflectância no ponto (x, y)

3.2.1. Imagem colorida

A imagem colorida é o tipo de imagem que nós estamos acostumados a ver em câmeras (fotos) e monitores de vídeo. Este tipo de imagem é representado pelo modelo RGB (Red Green Blue), o qual baseia-se em um sistema de coordenadas cartesianas, que pode ser visto como um cubo, onde três de seus vértices são as cores primárias, outros três as cores secundárias, o vértice junto à origem é o preto e o mais afastado da origem corresponde à cor branca, conforme ilustra a Figura 3.

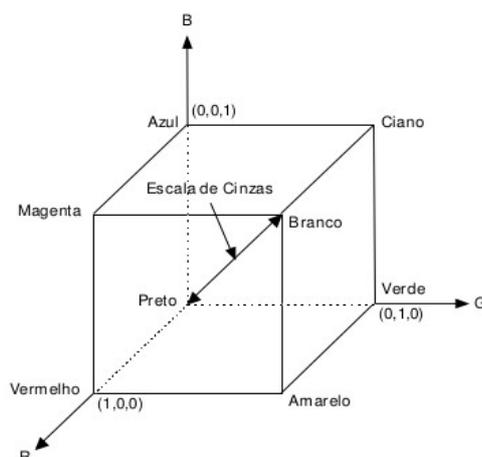


Figura 3: Representação espacial do modelo RGB.
Fonte: Marques Filho e Vieira Neto (1999).

Portanto, cada pixel de uma imagem é representado por um terno de cores, onde, respectivamente, correspondem ao valor de cada canal do modelo RGB.

3.2.2. Imagem monocromática

Uma imagem monocromática contém pixels com apenas uma escala de tons, as graduações do cinza. Toda escala tem um valor mínimo e máximo. No caso da escala de cinza, os pixels que se aproximam de zero são os pixels mais escuros, enquanto os que se aproximam do valor máximo menos um ($L-1$) são os pixels mais claros (GONZALEZ; WOODS, 2008). Geralmente o valor máximo (L) utilizado em escala de cinza é 256, como demonstra a Figura 4.



Figura 4: Escala de cinza com 256 tonalidades.
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

3.2.3. Imagem binária

De maneira similar a imagem monocromática, uma imagem binária possui uma escala com apenas duas possibilidades de cor (Figura 5). Os pixels podem assumir o valor 0, para cor preta, e 1 para cor branca (GONZALEZ; WOODS, 2008).

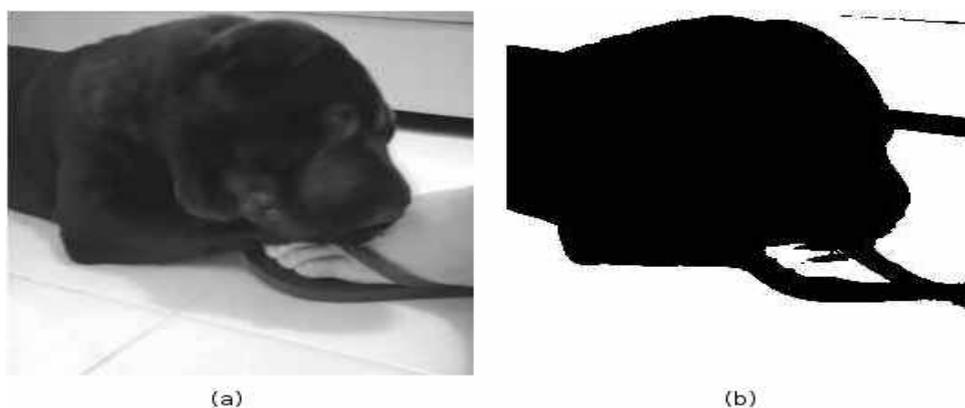


Figura 5: (a) imagem original; (b) imagem binarizada.
Fonte: Gonzalez e Woods (2008).

É possível observar na Figura 5 que por meio da binarização da imagem é mais fácil perceber os contornos dos objetos, facilitando a detecção de alguns padrões.

3.2.4. Conversão da imagem para escala de nível de cinza

Imagens coloridas podem sofrer várias interferências na hora de sua captura. A iluminação, por exemplo, é um fator que influencia diretamente na tonalidade das cores. Deste modo, a imagem de um determinado objeto pode sofrer variações, o que pode ser ruim para determinadas aplicações.

A conversão de imagens RGB para escala de cinza podem ser feitas por meio da Equação 2 o que permite trabalhar com uma imagem unidimensional, facilitando o processamento de informações e segmentação da imagem (detecção de padrões).

$$Y = 0,2999 * R + 0,587 * G + 0,114 * B$$

Equação 2: Conversão de Imagens RGB para Escala de Cinza.
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

3.3. HISTOGRAMA

O histograma de uma imagem representa a quantidade de pixels de um determinado nível de cinza presentes. Estes valores são normalmente representados por um gráfico de barras que fornece para cada nível de cinza e o número (ou o percentual) de pixels correspondentes na imagem (GONZALEZ; WOODS, 2008).

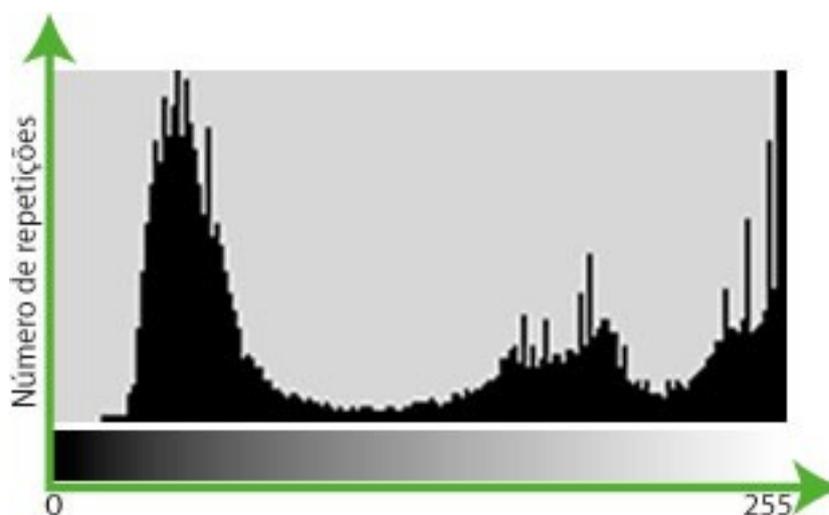


Figura 6: Representação gráfica de um histograma
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

Pode-se observar na Figura 6 que o eixo y representa a quantidade de repetições da tonalidade na imagem, sendo o eixo x referente a cada tom da escala de cinza utilizada.

3.4. LIMIAZIZAÇÃO DE IMAGEM

O princípio da limiarização consiste em separar as regiões de uma imagem quando esta apresenta duas classes (o fundo e o objeto). Devido ao fato da

limiarização produzir uma imagem binária à saída, o processo também é denominado, muitas vezes, binarização (GONZALEZ; WOODS, 2008). A Figura 7 é um exemplo prático de limiarização, onde foi utilizado um valor de limiar $L = 127$.

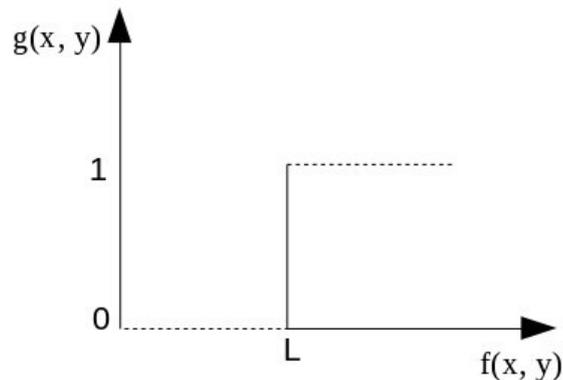


Figura 7: Ponto de limiarização de uma imagem
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

Na operação de limiarização, uma imagem de entrada $f(x, y)$ com N tons de cinza produz na saída uma imagem binária $g(x, y)$ (Equação 3) chamada imagem limiarizada ou binarizada, sendo:

$$g(x, y) = 1 \text{ se } f(x, y) \geq L \text{ ou } g(x, y) = 0 \text{ se } f(x, y) < L$$

Equação 3: Operação de Limiarização.
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

3.5. CONCEITO DE VIZINHANÇA

Um pixel p , de coordenada (x, y) , possui quatro vizinhos horizontais e verticais, com coordenadas $(x+1, y)$, $(x-1, y)$, $(x, y+1)$ e $(x, y-1)$, portanto formam a chamada “vizinhança-4” de p , representado como o conjunto $N_4(p)$. Os quatro vizinhos diagonais de p são os pixels com coordenadas $(x-1, y-1)$, $(x-1, y+1)$, $(x+1, y-1)$ e $(x+1, y+1)$, denotados como o conjunto $N_d(p)$. A união das coordenadas dos conjuntos $N_4(p)$ e $N_d(p)$ formam a “vizinhança-8” de p , expressa como o

conjunto $N8(p)$ (GONZALEZ; WOODS, 2008). A Figura 8 apresenta exemplos de vizinhança.

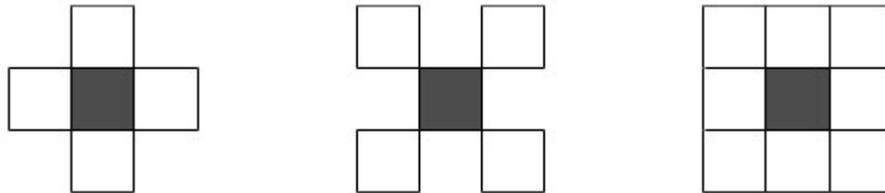


Figura 8: Conceito de 4-vizinhança, vizinhança diagonal e 8-vizinhança.
Fonte: Martinsky (2007).

3.6. CONVOLUÇÃO DE MATRIZES

Cada operação realizada na imagem (ou filtro) é definida por uma matriz de convolução. A matriz de convolução define como um pixel específico é afetado pelos seus vizinhos no processo de convolução. As células ao redor de um pixel central representam os vizinhos, de acordo com o tamanho da matriz (MARTINSKY, 2007).

Sejam duas imagens digitais de resolução $M \times N$ e representadas pelas funções $f(x, y)$ e $g(x, y)$, sendo $x=0,1,\dots,M-1$ e $y=0,1,\dots,N-1$, a convolução é uma outra função que é calculada através da Equação 4.

$$g(x,y) = \left(\frac{1}{M \cdot N} \right) \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f(m,n) \cdot h(x-m, y-n)$$

Equação 4: Função da Convolução.
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

O resultado da convolução de $f(x, y)$ por $h(x, y)$ em um ponto p é uma média ponderada (Equação 5) dos pontos de $f(x, y)$, onde os pesos são dados pela imagem $h(x, y)$. Isto é, dado um ponto p de $f(x, y)$, os pontos correspondentes que servem de peso na imagem $h(x, y)$ é uma vizinhança de p na imagem $f(x, y)$, a qual chamamos de matriz de convolução (filtro ou máscara) (Figura 9).

$$\sum_{i=1}^9 h_i f_i$$

Equação 5: Ponto p da Média Ponderada.
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

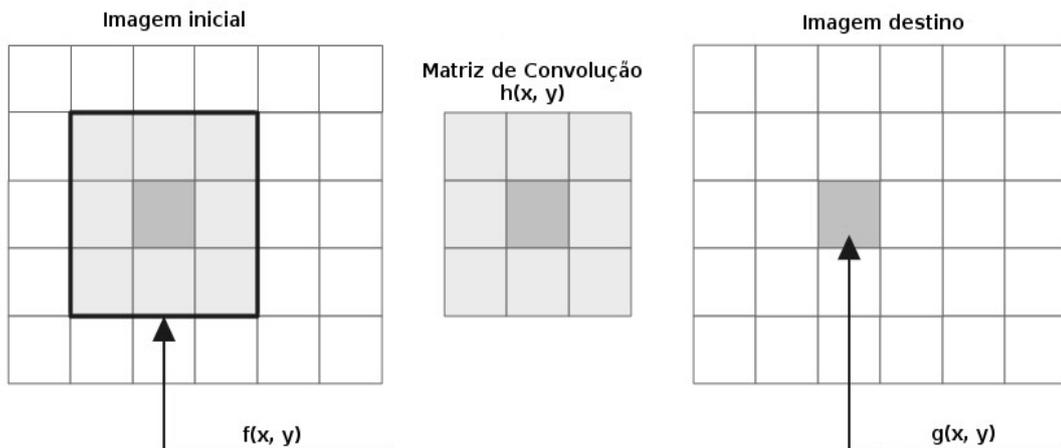


Figura 9: Representação da convolução de imagens.
Fonte: Adaptado de Martinsky (2007).

3.7. FILTRAGEM ESPACIAL

As técnicas de filtragem espacial são aquelas que atuam diretamente sobre a matriz de pixels que é a imagem digitalizada. Logo, as funções de processamento de imagens no domínio espacial podem ser expressas pela Equação 6.

$$g(x, y) = T[f(x, y)]$$

Equação 6: Função de Processamento de Imagens no Domínio Espacial.
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

A função $g(x, y)$ é a imagem com filtro aplicado, $f(x, y)$ é a imagem original e T é um operador em f , definido em certa vizinhança de (x, y) . Deste modo, é aplicada a convolução de uma máscara T sobre a imagem $f(x, y)$.

3.7.1. Filtragem da média

A forma mais simples de implementar um filtro baseado na média é construir uma máscara 3x3 com todos seus coeficientes iguais a 1, dividindo o resultado da convolução por um fator de normalização, neste caso igual a 9. Um filtro com esta característica é denominado filtro da média (GONZALEZ; WOODS, 2008). A Figura 10 mostra a máscara resultante e as demais possibilidades que ilustram o mesmo conceito, aplicado a máscaras de maiores dimensões.

$$\frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

(a)

$$\frac{1}{25} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

(b)

$$\frac{1}{49} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

(c)

Figura 10: Máscaras para cálculo do filtro da média: (a) 3x3; (b) 5x5; (c) 7x7.

Fonte: Marques Filho; Vieira Neto (1999).

Para a escolha do tamanho da máscara deve-se ter em mente que quanto maior a máscara, maior o grau de borramento da imagem resultante. A Figura 11 mostra exemplos de máscaras de filtragem pela média de diferentes dimensões aplicadas a uma mesma imagem.

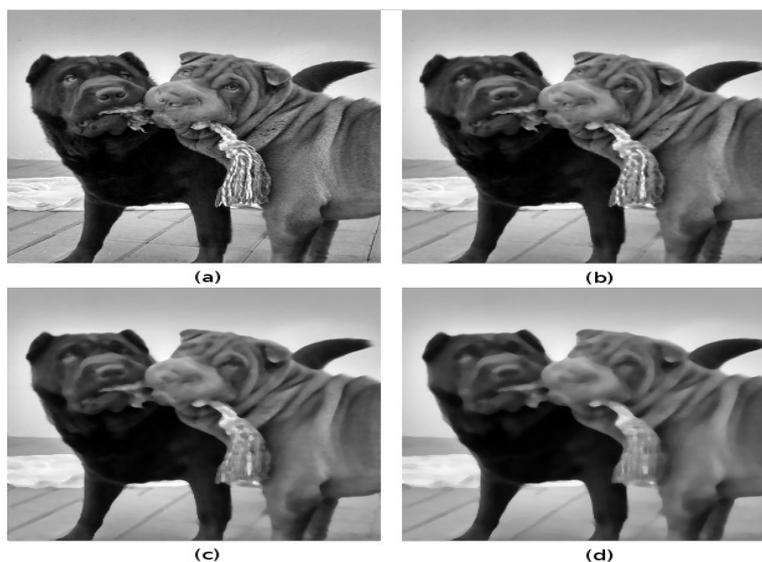


Figura 11: Filtro da média. (a) imagem original; (b)-(d) resultados da aplicação do filtro da média com máscara de dimensões $n \times n$, $n = 3, 5, 7$.
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

3.7.2. Filtragem da mediana

A filtragem mediana é uma técnica alternativa a filtragem da média, a qual permite uma melhor preservação de detalhes finos e bordas da imagem. Nesta técnica, o nível de cinza do pixel central da máscara é substituído pela mediana dos pixels situados em sua vizinhança (Figura 12). A mediana de um conjunto N é o valor central dos elementos ordenados em ordem crescente. Quando N é ímpar, a mediana é o próprio elemento central do conjunto ordenado. Nos casos em que N é par, a mediana é calculada pela média aritmética dos dois elementos mais próximos do centro (GONZALEZ; WOODS, 2008).

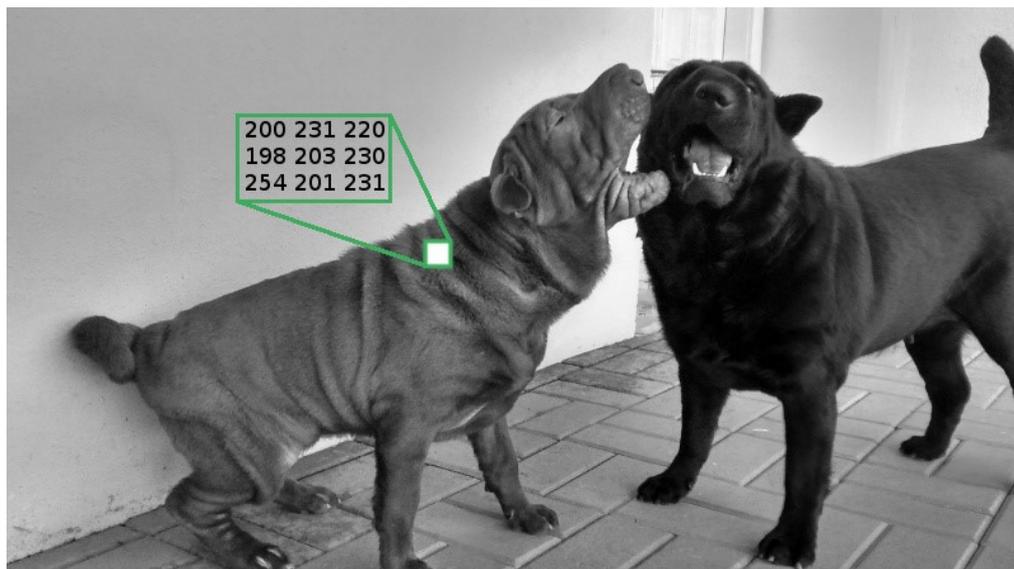


Figura 12: Máscara de dimensão 3x3 aplicada sobre a imagem.
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

A Figura 12 demonstra a aplicação de uma máscara 3x3, deste modo os valores ordenados crescentemente podem ser observados abaixo:

198 200 201 203 **220** 230 231 231 254

Portanto, o valor da mediana será atribuído a todos os pixels presentes na máscara, sendo está alteração incremental, conforme a máscara percorre toda a imagem. Um dos maiores problemas do filtro de mediana é o seu custo relativamente complexo e caro. Para encontrar a mediana é necessário que você ordene todos os valores da vizinhança, o que é relativamente lento.

3.7.3. Filtragem gaussiana

O filtro Gaussiano tem o mesmo objetivo dos filtros de média e mediana, no entanto utiliza a função Gaussiana, Equação 7, para obter os valores da máscara (GONZALEZ; WOODS, 2008).

$$H(u, v) = e^{-\frac{D^2(u, v)}{2\sigma^2}}$$

Equação 7: Função Gaussiana.
Fonte: Gonzalez; Woods (2008).

Na Equação 7 o valor de σ representa o valor do desvio padrão. O resultado deste filtro será mais suave quanto maior o desvio padrão da Gaussiana utilizada.

3.7.4. Detecção de bordas

Para detecção de bordas horizontais e verticais, utiliza-se a operação de convolução sobre uma imagem. Para isso, são utilizadas matrizes de convolução específicas, as quais permitem detectar as bordas (contornos da imagem). Essas matrizes são geralmente muito menor do que a imagem real. Além disso, pode-se utilizar matrizes maiores para detectar bordas mais ásperas (GONZALEZ; WOODS, 2008). As matrizes h e v representam respectivamente a detecção de bordas horizontais e verticais (Figura 13).

$$M_h = \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} ; \quad M_v = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Figura 13: Matrizes de convolução de Prewitt.
Fonte: Gonzalez; Woods (2008).

As matrizes expostas na Figura 13 utilizam um operador de primeira ordem denominado Prewitt (filtro detector de bordas). A Figura 14 apresenta o resultado da aplicação filtro de Prewitt.



Figura 14: Exemplo de realce e detecção de bordas utilizando Prewitt.
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

3.7.4.1. Operadores de Sobel

O Sobel é um operador similar ao Prewitt, utilizado para detecção de bordas verticais e horizontais através das matrizes apresentadas na Figura 15.

$$\mathbf{M}_h = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}; \quad \mathbf{M}_v = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Figura 15: Matrizes de convolução de Sobel.
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

A magnitude de cada pixel afetado pelo detector é calculado através da Equação 8:

$$|G| = \sqrt{Mh^2 + Mv^2}$$

Equação 8: Cálculo da Magnitude de cada Pixel.
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

Na prática, é mais rápido calcular apenas uma magnitude aproximada, utilizando a Equação 9:

$$|G| = |M_h| + |M_v|$$

Equação 9: Cálculo da Magnitude Aproximada de cada Pixel.
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

A Figura 16 apresenta o resultado da aplicação filtro de Sobel.



Figura 16: Exemplo de realce e detecção de bordas utilizando Sobel.
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

3.8. RECONHECIMENTO DE CARACTERES

A leitura de caracteres pode ser realizada através de vários algoritmos de reconhecimento de padrões. Nestes algoritmos são realizadas várias etapas para treinar, testar e validar uma ferramenta de reconhecimento de caracteres. Inicialmente é definido um conjunto de dados (imagens) para iniciar o aprendizado da ferramenta. Parte deste conjunto é separado para realizar o treinamento do algoritmo, e outra para realizar testes da eficácia de reconhecimento das

informações passadas (CORDEIRO; MATIAS, 2014).

3.8.1. Redes neurais

Redes neurais artificiais foram idealizadas pelo neurofisiologista McCulloch e pelo matemático Walter Pitts em 1943. Segundo McCulloch e Pitts (1988), um neurônio pode ser representado através de lógica binária. As redes neurais artificiais surgiram da busca de solucionar problemas de maneira análoga ao cérebro. A Figura 17 ilustra um exemplo de modelo de neurônio artificial.

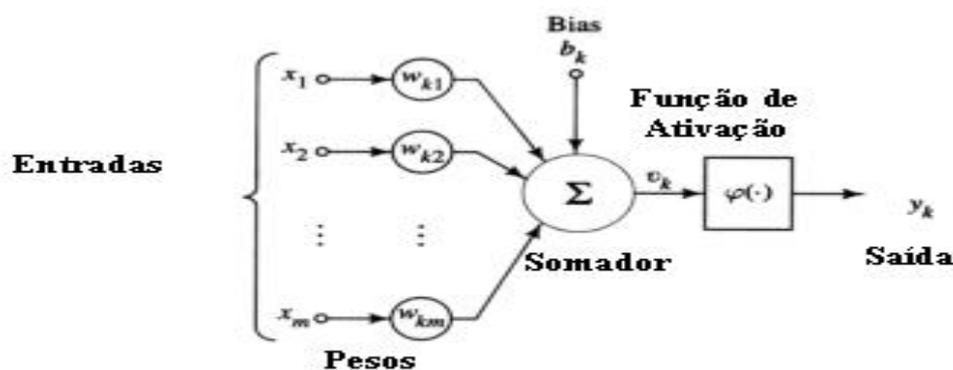


Figura 17. Modelo Matemático do Neurônio Artificial

Fonte: Disponível em: <http://www.gsigma.ufsc.br/~popov/aulas/rna/neuronio_artificial/index.html>. Acesso em: 12 jan 2015.

Portanto, ao interligar vários neurônios artificiais nós obtemos uma rede neural artificial. Deste modo, podemos realizar um mapeamento entre as entradas apresentadas e as saídas esperadas, de forma a adquirir a capacidade de generalização. A generalização é a capacidade de reconhecimento do padrão quando processa-se entradas desconhecidas (VICENTE; MATIAS, 2011).

A aquisição de conhecimento da rede neural ocorre por um processo de aprendizagem, denominado de treinamento, onde a rede neural tem seus pesos ajustados. Para realizar o reconhecimento de caracteres, a imagem de entrada é convertida em um vetor. Este vetor é uma representação da imagem binarizada, onde os traços da letra (preto) serão representados pelo dígito 1 e os espaços brancos representados pelo dígito 0.

Existem dois paradigmas principais de algoritmos de treinamento: aprendizado supervisionado e aprendizado não supervisionado. No aprendizado supervisionado, o treinamento é realizado apresentando-se a rede neural, na forma de exemplos, informações a respeito do ambiente, com entradas e saídas conhecidas, guiando o treinamento para permitir a capacidade de generalização. No treinamento não supervisionado, não se conhece as saídas desejadas para as entradas submetidas. A existência de regularidades e redundâncias nas entradas é que faz com que o aprendizado seja possível (SALES, 2010).

Caner, Gecim e Alkar (2008), utilizaram uma rede neural para realizar o reconhecimento de caracteres no desenvolvimento de um sistema de reconhecimento automático de placas. A rede neural pôde ser generalizada o suficiente para obter resultados satisfatórios em sua pesquisa.

3.8.2. K-Nearest Neighbor

Em reconhecimento de padrões, o algoritmo K-Nearest Neighbor (KNN) é um método não-paramétrico usado para classificação e regressão. Em ambos os casos, a entrada consiste em K exemplos de treinamento mais próximos no espaço de características (RUSSELL; NORVIG, 2010).

Um objeto é classificado através da similaridade da maioria de seus vizinhos. Uma das fórmulas de similaridade mais utilizada é a distância euclidiana (Equação 10). A Figura 18 demonstra o agrupamento dos objetos semelhantes.

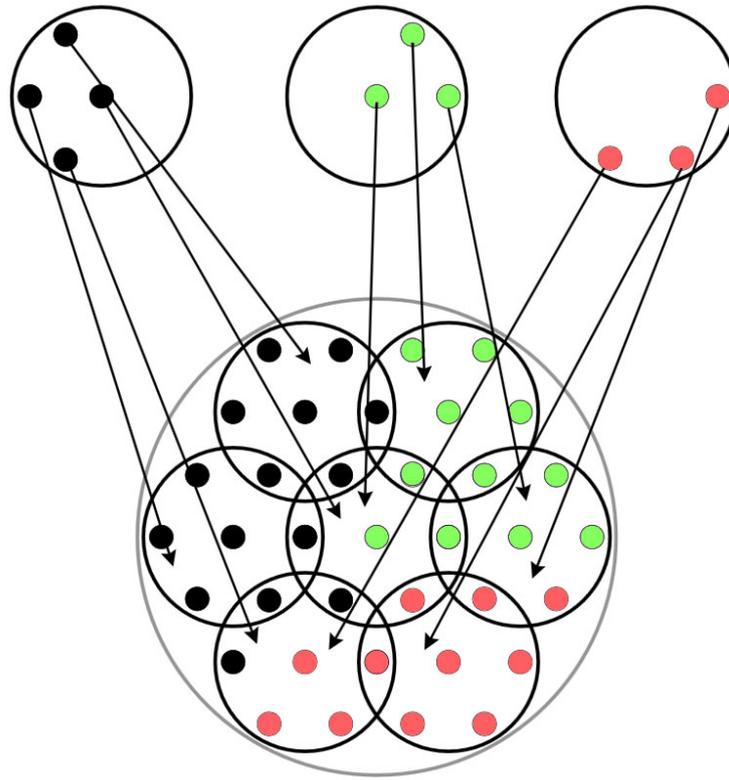


Figura 18: Objetos com características semelhantes agrupam-se.

Fonte: Lapix (2015). Disponível em: <<http://www.lapix.ufsc.br/ensino/visao-computacional/color-structure-code-csc>>. Acesso em: 13 jan 2015.

$$enk(d_1, d_2) = \sqrt{\sum_{k=1}^I (P_{1,k} - P_{2,k})^2}$$

Equação 10: Cálculo da Magnitude Aproximada de cada Pixel.

Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

É Observado na Figura 18 que obtemos três conjuntos distintos, estes conjuntos são criados à medida que na fase de testes são calculadas as similaridades entre os K vizinhos mais próximos. Após realizada esta etapa, o exemplo de entrada é agrupado de acordo com o exemplo da etapa anterior.

O método pode ser descrito do seguinte modo. Suponhamos que temos um conjunto Z de tuplas de treinamento. Cada elemento de Z é uma tupla, onde uma pertence a uma determinada classe. Cada tupla pode ser vista como um ponto num espaço n -dimensional. Ou seja, para classificá-las, calcula-se a distância entre todas as tuplas do treinamento.

Cordeiro e Matias (2014) apresentam um protótipo de reconhecimento de

caracteres que utiliza este algoritmo. A utilização do KNN adequou-se ao problema de reconhecimento de caracteres, obtendo 100% de acerto no conjunto de teste apresentado. Uma limitação do trabalho deve-se ao fato do conjunto de treinamento utilizado para realizar os experimentos não ser heterogêneo o suficiente para classificar diversos tipos de fontes.

3.9. PRINCÍPIOS DE DETECÇÃO DE PLACAS

A primeira etapa para detecção automática de placas é identificar a região em que a placa está em uma determinada imagem. Um algoritmo que pode ser considerado o mais simples para realizar esta detecção é o de busca por retângulos, porém ele pode não ser eficaz, pois podem existir diversos tipos de objetos com formatos retangulares em uma imagem. Para nós, humanos, ao olhar para uma imagem podemos identificar facilmente uma região retangular pequena, de metal e presa a um veículo, mas sistemas computacionais não conseguem entender estas definições e não conseguem saber o que é um veículo ou uma região metal retangular. Para isso é preciso desenvolver maneiras que possibilitem o treinamento destes sistemas para realizar estes reconhecimentos.

Nós podemos definir uma placa como uma região retangular, seguindo os padrões de determinado país, e com caracteres que identifiquem um veículo. Estes caracteres influenciam diretamente detecção da região da placa, onde eles determinam uma região com uma grande densidade de pequenas arestas verticais e horizontais, as quais representam os traços das letras e números impressos. Além disso, para os veículos brasileiros, a placa tem uma cor de fundo clara, o que aumenta o contraste da região com alta densidade de arestas. Portanto, a detecção da região de uma placa veicular consiste na aplicação de uma série de operações de convolução. Os resultados destas operações são projetadas sobre cada eixo da imagem (x , y). Estas projeções são usadas para determinar uma possível região da placa.

4. MATERIAIS E MÉTODOS

Este estudo foi realizado com a utilização de conjunto de imagens de veículos em condições reais, no trânsito, de cidades do estado do Rio de Janeiro. As imagens obtidas apresentam diferentes tipos de veículos, como carros de passeio, ônibus e caminhões. Este conjunto diversificado possibilita avaliar a identificação diferentes tipos de placas veiculares, as quais podem ter posicionamento e cores diferentes para cada tipo de veículo.

4.1. MANIPULAÇÃO DE IMAGENS DIGITAIS

O desenvolvimento de um sistema que trabalhe com manipulação de imagens digitais pode ser complicado de se manter. Existem diversos formatos de imagem, das quais podem utilizar diversos tipos de algoritmos de compactação. Um sistema que realize estas operações precisaria tratar de todo o processo de leitura e escrita de diversos formatos ou ser limitado.

Para auxiliar no desenvolvimento do protótipo deste estudo, foi utilizada a biblioteca OpenCV (*Open Source Computer Vision Library*). OpenCV foi desenvolvido para proporcionar uma infra-estrutura para aplicações de visão computacional. A biblioteca tem mais de 2500 algoritmos otimizados, que inclui um conjunto abrangente de algoritmos clássicos e do atual estado da arte. Esses algoritmos podem ser utilizados para detectar e reconhecer rostos, identificar objetos, classificar ações humanas em vídeos dentre outros (OPENCV, 2015).

4.2. PRÉ-PROCESSAMENTO

A etapa de pré-processamento tem como objetivo melhorar a imagem, por meio da remoção de possíveis ruídos. O pré-processamento consiste, basicamente, de duas etapas: conversão da imagem para a escala de nível cinza, seguida pela aplicação de um filtro de remoção de ruídos.

4.2.1. Conversão da imagem para escala de nível de cinza

O uso das imagens coloridas não se faz necessário para realizar o reconhecimento de placas, pois a cor é um critério indiferente para detecção de placas de diferentes categorias de veículos presentes no trânsito brasileiro. Além disso, para obter com precisão as tonalidades das cores é necessária uma boa iluminação, o que pode tornar-se inviável em algumas condições.

Para evitar estes problemas, uma solução é a utilização de equipamentos com iluminação infravermelha, a qual não causa ofuscamento de motoristas e possibilita a redução da influência de má iluminação na captura da imagem. Porém, este tipo de iluminação só possibilita a captura de imagens em tons de cinza.

Por fim, se for necessário realizar o reconhecimento de placas através de imagens coloridas, pode ser aplicada a fórmula de conversão do modelo RGB para escala de nível de cinza.

4.2.2. Remoção de Ruídos

Para corrigir determinados problemas na imagem (ruídos) foi aplicado inicialmente um filtro gaussiano. Este filtro pode auxiliar na remoção de ruídos causados por chuva e outros fatores que podem influenciar, devido a captura da imagem ser realizada em condições climáticas diversas.

O filtro aplicado durante a avaliação da técnica utilizou uma máscara de dimensão 5x5, a qual permite remover ruídos e mantém as características da imagem original.

As técnicas para remoção de ruídos realizam um suavização da imagem, equivalente a uma desfocagem padronizada e controlada.

4.3. ANÁLISE DAS PROJEÇÕES DA IMAGEM

O algoritmo desenvolvido para realizar a localização da placa é baseado na análise das projeções da imagem. A análise das projeções consiste em duas fases. A primeira fase compreende a detecção de uma região de baseada na projeção vertical da imagem. Esta área é utilizada como entrada da segunda fase, análise de projeção horizontal.

Avaliando os resultados da análise das duas fases do algoritmo, é possível determinar a área da placa do veículo. Estas duas fases baseiam-se no mesmo princípio, mas existem algumas diferenças nos coeficientes, que são utilizados para definir os limites das regiões selecionadas.

Deste modo, após o processamento das duas fases é possível obter uma nova imagem que corresponde ao recorte da região da placa na imagem original.

4.3.1. Projeção vertical

Está é a primeira fase do algoritmo de detecção de placas, na qual é realizada a projeção da intensidade de cada linha da imagem. A imagem de entrada é definida por uma função $f(x, y)$. Portanto, uma projeção vertical p_y da função $f(x, y)$ em um ponto y é a soma de todas as magnitudes de cada *pixel* na linha y da imagem de entrada (Equação 11).

$$p_y(y) = \sum_{i=0}^{w-1} f(i, y)$$

Equação 11: Projeção Vertical p_y da Função $f(x, y)$.
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

Onde:

$w \rightarrow$ largura da imagem

Para realizar o cálculo da projeção vertical é necessário realizar a aplicação de um filtro de detecção de bordas sobre a imagem preprocessada. Para isso, foi aplicado o filtro de Prewitt sobre o eixo vertical. Deste modo, é possível obter as regiões com alta densidade de arestas.

A fim de evitar possíveis detecções de bordas que não sejam relevantes, é aplicado um filtro de remoção de ruídos sobre a imagem obtida após a operação de Prewitt. Portanto, a imagem que destaca as regiões com alta densidade de arestas verticais é tratada com um filtro de mediana.

O filtro de mediana aplicado utilizou uma máscara de dimensão 3x3, o qual reduz pequenos ruídos, ocasionados pela detecção de bordas verticais. O filtro pode ser considerado bem sutil, porém influencia na etapa de calcular a intensidade da linha.

Após este filtro é calculada a intensidade de cada linha da imagem, sendo possível exibir um histograma da intensidade obtida em cada linha da imagem. O histograma é a representação da projeção da intensidade de cada linha da imagem. A representação gráfica apresenta vários picos de intensidade, sendo que através dos seus intervalos é possível determinar as possíveis regiões candidatas a placa.

O histograma pode apresentar picos que se diferem da média da projeção, sendo estes as possíveis linhas centrais a localização da placa. Através destes picos é necessário localizar as bases desta elevação, a qual representará o intervalo de linhas que encontra-se a região candidata.

É possível observar em um gráfico da projeção (histograma) uma grande variabilidade dos pontos de intensidade em cada linha, o que torna imprecisa a definição dos pontos base de um pico. Para tentar solucionar este problema, é necessário aplicar um filtro para normalizar a intensidade das linhas, calculando a média dos valores, através de uma representação unidimensional de convolução. Para isso, aplica-se um filtro de média 9x9.

Após realizar a normalização dos dados referentes a projeção é possível identificar mais facilmente as bases dos picos. Visando realizar mais uma filtragem no histograma de intensidade das linhas, é calculada a média dos valores de intensidade para determinar os picos que se diferem deste valor

(limiarização).

Através da limiarização aplicada na projeção é possível determinar os intervalos dos picos, pois as linhas que tinham valor de intensidade inferior ao valor médio são zerados. Portanto, os valores dos intervalos identificados são correspondentes aos recortes (intervalo de linhas) candidatos da região da placa.

Dentre os intervalos restantes é necessário detectar qual corresponde a placa. Para auxiliar na identificação destes, é aplicado um filtro que descarta 20% das extremidades do histograma. A placa tende a estar centralizada na imagem, portanto os picos que encontram-se dentro da área de descarte são considerados falso positivo. Após este filtro é identificado o pico de maior valor, o qual é considerado a região da placa candidata. A Figura 19 demonstra a lógica aplicada para realizar esta seleção.

```

1 if not len(lista_de_regioes) <= 1:
2     lista_de_regioes_copia = copy(lista_de_regioes)
3     for regioao in lista_de_regioes_copia:
4         # linhas = quantidade de linhas da imagem
5         descarte_topo = int(linhas * 0.2)
6         descarte_inferior = linhas - int(linhas * 0.2)
7         if regioao[0]<descarte_topo or regioao[1]<=descarte_topo:
8             lista_de_regioes.remove(regioao)
9         elif regioao[0]>descarte_inferior or regioao[1]>=descarte_inferior:
10            lista_de_regioes.remove(regioao)
11
12 if not len(lista_de_regioes) <= 1:
13     picos = []
14     for regioao in lista_de_regioes:
15         projecao_da_regiao = projecao_normalizada[regiao[0]:regiao[1]+1]
16         picos.append(projecao_da_regiao.index(max(projecao_da_regiao)))
17         picos.index(max(picos))
18         regioao = lista_de_regioes[picos.index(max(picos))]
19 else:
20     try:
21         regioao = lista_de_regioes[0]
22     except:
23         print sys.argv[1]
24 else:
25     regioao = lista_de_regioes[0]

```

Figura 19: Filtro aplicado no histograma
 Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

Por fim, é realizado o recorte na imagem para obtenção da região da placa candidata. Este recorte é o parâmetro de entrada para execução da segunda etapa do protótipo, a análise da projeção horizontal.

4.3.2 Projeção horizontal

A segunda fase do algoritmo de detecção de placas é a qual calcula-se a projeção da intensidade de cada coluna da imagem. A imagem de entrada nesta etapa é o recorte da região da placa candidata obtida na primeira etapa do algoritmo. Portanto, uma projeção horizontal p_x da função $f(x, y)$ em um ponto x é a soma de todas as magnitudes de cada pixel na coluna x do recorte da imagem da etapa anterior (Equação 12).

$$p_x(x) = \sum_{j=0}^{h-1} f(x, j)$$

Equação 12: Projeção Horizontal p_x da Função $f(x, y)$.
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

Onde:

$h \rightarrow$ altura da imagem

Do mesmo modo no qual se calculou a projeção vertical é necessário realizar a aplicação de um filtro de detecção de bordas sobre a imagem do recorte da placa. Para isso, foi aplicado o filtro de Prewitt sobre o eixo horizontal. Assim, é possível obter as regiões com alta densidade de arestas, referentes a localização dos caracteres da placa.

Para evitar possíveis ruídos nas detecções de bordas, é aplicado um filtro gaussiano sobre a imagem recorte, e por seguinte realiza-se a operação de Prewitt. Após a detecção de bordas é aplicado um novo filtro para remoção de ruídos, filtro de mediana, que auxilia na remoção de arestas dispersas. Por fim, é aplicada a Equação 12. O filtro gaussiano e de mediana aplicados foram com as respectivas dimensões, 3×3 e 7×7 , as quais auxiliaram na redução pequenos

ruídos ocasionados pela detecção de bordas horizontais. De forma similar a etapa anterior, projeção vertical, o filtro pode ser considerado bem sutil, mas interfere na etapa de calcular a intensidade das colunas.

É possível observar no histograma da projeção uma grande variabilidade dos pontos de intensidade em cada coluna, portanto é aplicado um filtro de média sobre este gráfico para normalizar os dados.

A normalização permite identificar de maneira mais determinada os pontos em que encontra-se os picos de arestas, definindo os possíveis início e fim dos caracteres da placa. O filtro da média utilizou uma máscara de 15x15.

Considerando que a placa é branca com arestas pretas, podemos detectar os limites das transições de preto para branco e branco para preto na placa. Para detectar as transições de preto para branco e branco para preto, é necessário calcular a derivada $p_x'(x)$ da projeção p_x . A projeção de x não é contínua, portanto a derivação h não pode ser um número infinitamente pequeno. Se derivarmos uma função discreta, o fator h deve ser um número inteiro (por exemplo $h = 3$). A Equação 13 representa a derivada de p_x .

$$p_x'(x) = \frac{p_x(x) - p_x(x-h)}{h}$$

Equação 13: Função derivada da Projeção p_x .
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

Onde:

$$h \neq \lim_{x \rightarrow 0} x$$

Equação 14: Limites das Transições de Preto para Branco e Branco para Preto na Placa
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

Após realizada a derivação são apresentados os pontos superiores que representa as transições de preto para branco e os valores inferiores as transições de branco para preto. Deste modo é possível identificar os possíveis início e fim dos caracteres da placa.

Para delimitar a região da placa é realizado o descarte de 10% das laterais

da projeção, pois a placa deve estar centralizada na imagem. Os veículos brasileiros têm sua identificação centralizada na parte dianteira e traseira.

Após este último filtro que elimina locais em que não deve-se encontrar uma placa, é preciso então identificar dentre os picos da projeção a localização do início e fim da região onde se encontram os caracteres da placa. O padrão de identificação veicular brasileiro utiliza um total de 7 caracteres, sendo 3 letras e 4 números.

Através disto, foi aplicado um algoritmo para identificar os 14 picos de maior e menor intensidade. O conjunto obtido é ordenado de forma crescente, assim é possível definir o intervalo de colunas no qual é possível encontrar a região candidata da placa. A Figura 20 demonstra a lógica aplicada.

```

1 regioao = []
2
3 for i in range(14):
4     maior = projecao_horizontal.index(max(projecao_horizontal))
5     menor = projecao_horizontal.index(min(projecao_horizontal))
6     regioao.append(maior)
7     regioao.append(menor)
8     projecao_horizontal[maior] = 0
9     projecao_horizontal[menor] = 0
10
11 regioao.sort()

```

Figura 20: Seleção dos picos máximo e mínimo da projeção horizontal
 Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

Contudo, após obter o início e fim da região candidata é adicionada uma margem de erro em cada extremidade. Este erro é calculado através da largura da região dividida por 7 (número de caracteres). O valor é subtraído da margem esquerda e somado a margem direita, o que gera a imagem da placa candidata. A Figura 21 demonstra a lógica aplicada para calculo do erro.

```
1 largura_candidata = max(regiao) - min(regiao)
2 erro = largura_candidata/7
3 regiao[0] = int(regiao[0] - erro)
4 regiao[-1] = int(regiao[-1] + erro)
```

Figura 21: Calculo da margem de erro nas extremidades do recorte
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

Portanto, é possível realizar o reconhecimento do padrão de placas veiculares brasileiras. A imagem segmentada (recorte da placa) pode ser lida por um sistema de reconhecimento óptico de caracteres, e ser aplicado em diversas áreas. Os parâmetros utilizados para identificação deste caso de uso podem ser alterados para outras realidades.

Por fim, foi desenvolvida uma interface para o usuário avaliar os cenários de detecção. A interface do protótipo permite ao usuário selecionar um imagem veicular e executar o processo de localização da placa e avaliar o resultado.

4.4. RECONHECIMENTO DE CARACTERES (OCR)

A fim de realizar testes de reconhecimento de caracteres na imagem da placa, foi utilizada a ferramenta Tesseract. Esta biblioteca é o mecanismo de OCR de código aberto mais preciso que se tem disponível. Com esta biblioteca é possível ler uma grande variedade de formatos de imagem e convertê-los em texto em mais de 60 idiomas. Ele foi uma das três principais ferramentas de OCR utilizada pela Universidade de Nevada (Las Vegas) em testes de reconhecimento. Atualmente esta biblioteca é aprimorada pelo Google (SMITH, 2007).

Para realizar o reconhecimento sobre a imagem obtida pelo algoritmo, é necessário aplicar dois filtros, gaussiano e limiarização, para auxiliar na segmentação dos caracteres.

Após utilizar a biblioteca sobre a imagem, são obtidos de forma textual os caracteres da placa. Este texto pode ser utilizado em outras etapas de um sistema de gerenciamento de veículos.

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste capítulo são apresentados os experimentos computacionais realizados com o algoritmo da análise das projeções da imagem.

5.1. FERRAMENTAS UTILIZADAS

Para a execução dos testes, foi utilizado um notebook com as configurações de hardware listadas na Tabela 1.

Tabela 1: Ambiente Utilizado nos Estudos de Caso.

Processador	Intel Core i7-2630QM CPU @ 2.00GHz
Memória RAM	6 GB
Sistema Operacional	Debian GNU/Linux 7
Vídeo	Intel HD Graphics 3000

Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

5.2. ESTUDOS DE CASO

Durante a fase de experimentos do algoritmo foram realizados testes sobre imagens estáticas (fotos) e vídeos. Os dois cenários são similares, porém o processamento necessário para avaliação do algoritmo aplicado a vídeos é maior.

5.2.1. Avaliação de imagens estáticas

Para verificação da eficiência da solução apresentada, foi utilizado um conjunto de 450 (quatrocentos e cinquenta) imagens cuja resolução é de 640 x 240 *pixels*, previamente geradas em condições reais de uso, e cedidas por um órgão de controle de tráfego. As imagens foram obtidas de equipamentos em operação real, abrangendo condições de iluminação e climáticas diversas. Deste modo, será apresentado um cenário de teste deste conjunto de imagens.

Primeiramente, a imagem a ser avaliada deve passar pela fase de pré-processamento, onde será convertida para escala de cinza e tratada com filtros de remoção de ruídos (Figura 22).



Figura 22: Operação de filtro Gaussiano.
Fonte: Mesquita² (2015).

Após a etapa de pré-processamento inicia-se a etapa de análise das projeções da imagem, a qual consiste em duas fases: projeção vertical e projeção horizontal (Figuras 23 e 24).

² MESQUITA, Brehme de. **Método e ferramentas matemáticas utilizados no processamento de imagens digitais**. Disponível em: <<http://www.ebah.com.br>>. Acesso em: 12 jan. 2015.

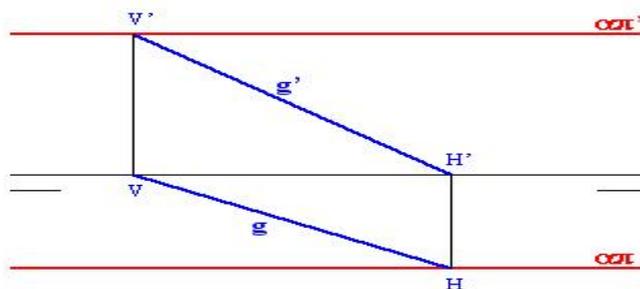


Figura 23: Análise das projeções da imagem (1).
Fonte: Geometria Descritiva³ (2015).

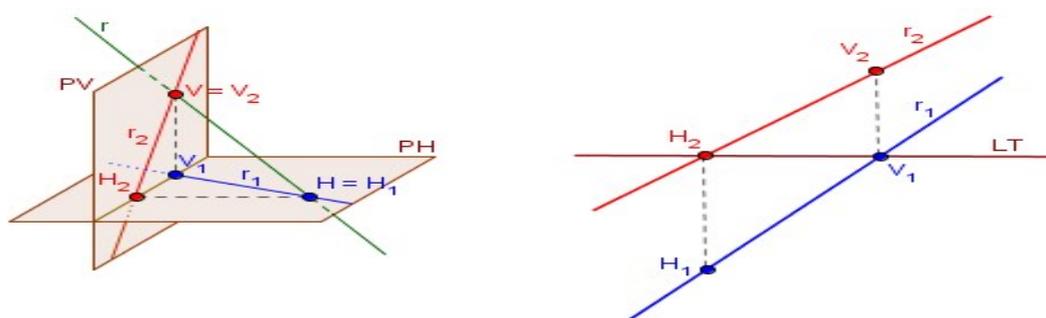


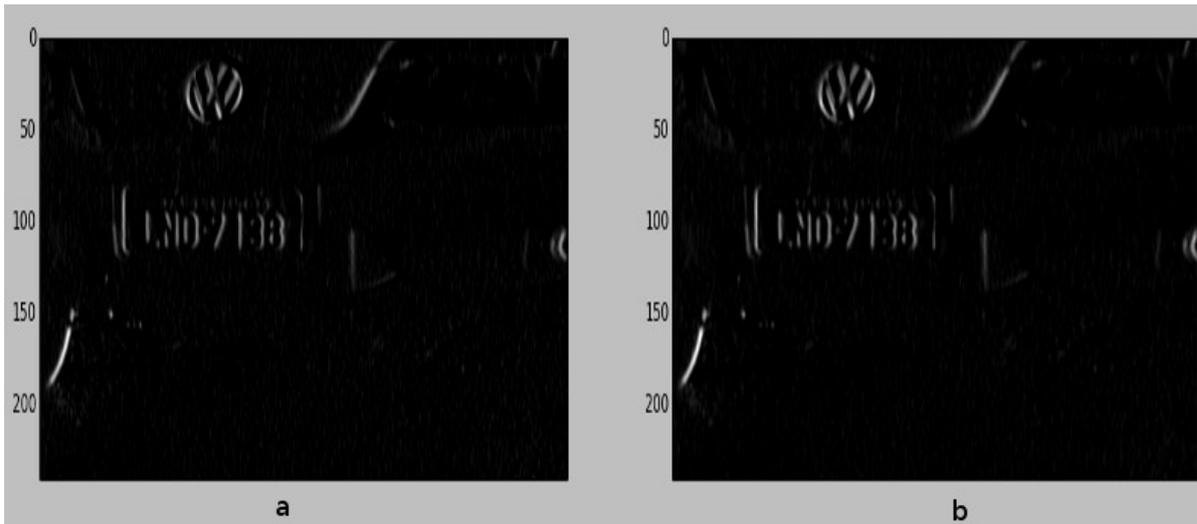
Figura 24: Análise das projeções da imagem (2).
Fonte: Geometria Descritiva⁴ (2015).

Nas Figuras 23 e 24 demonstram através das linhas vermelhas a região a ser obtida pela projeção vertical. Já as linhas azuis representam o corte a ser realizado na segunda fase, baseada na projeção horizontal.

Com a imagem pré-processada inicia-se o algoritmo da análise da projeção vertical, o qual calcula a intensidade de cada linha através das arestas verticais da imagem (Figura 25).

³ GEOMETRIA DESCRITIVA. **Teoria e exercícios interativos**. Disponível em: <[http:// www.Descritiva.blogspot.com. br](http://www.Descritiva.blogspot.com.br)>. Acesso em: 12 jan. 2015.

⁴ GEOMETRIA DESCRITIVA. **Teoria e exercícios interativos**. Disponível em: <[http:// www.Descritiva.blogspot.com. br](http://www.Descritiva.blogspot.com.br)>. Acesso em: 12 jan. 2015.



(a) imagem original

(b) filtro de mediana

Figura 25: Filtragem de mediana sobre operador de Prewitt.
 Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

É possível observar na Figura 25 as arestas verticais realçadas pelo filtro de Prewitt. A fim de remover ruídos obtidos durante esta etapa, um filtro de mediana foi aplicado.

Após esta etapa de cálculo da projeção é possível criar um histograma, o qual será utilizado para detecção da região da placa.

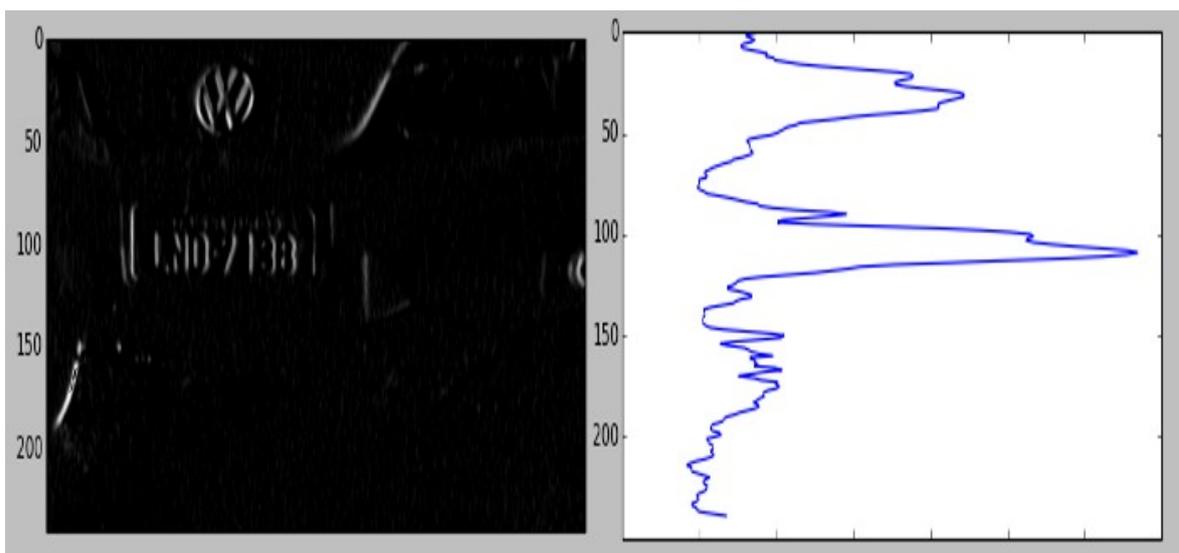


Figura 26: Projeção vertical da imagem (intensidade por linha).
 Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

A Figura 26 exibe a representação gráfica do histograma da intensidade de cada linha imagem, na qual, é observado vários picos.

Destacando o histograma apresentado acima, é possível observar no gráfico 4 dois picos que diferem-se da média da projeção.

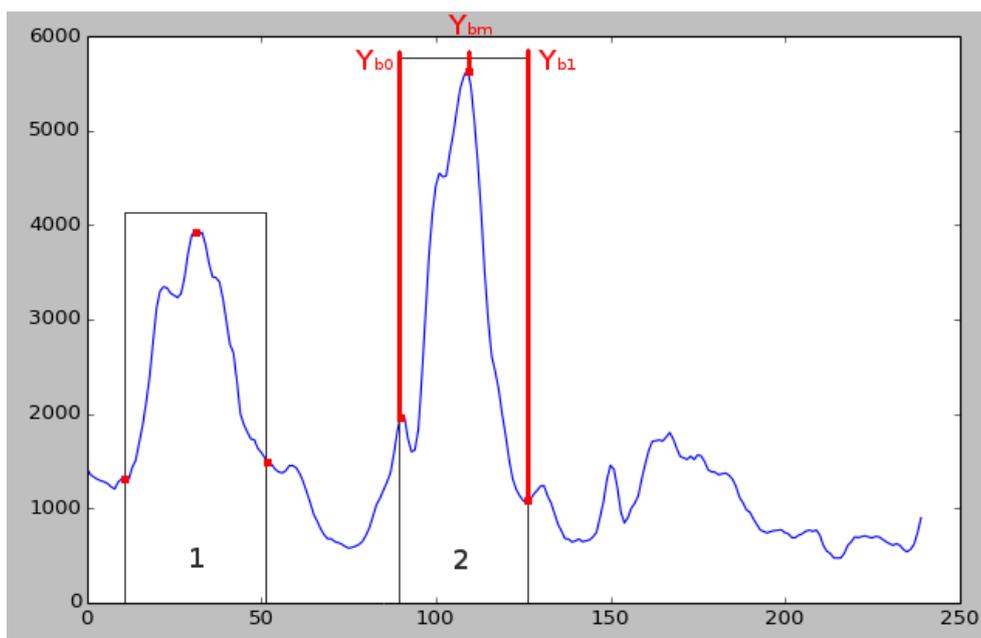


Gráfico 4: Picos candidatos a localização da placa.
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

O ponto Y_{bm} é o de maior intensidade, tornando-se o mais provável candidato a região da placa. Através deste pico é necessário localizar as bases (Y_{b0} , Y_{b1}) desta elevação, a qual irá representar o intervalo de linhas que é encontrado na região candidata.

Com o objetivo de facilitar a localização dos pontos da base de cada pico é realizada uma normalização do histograma (gráfico 5) através de um filtro de média.

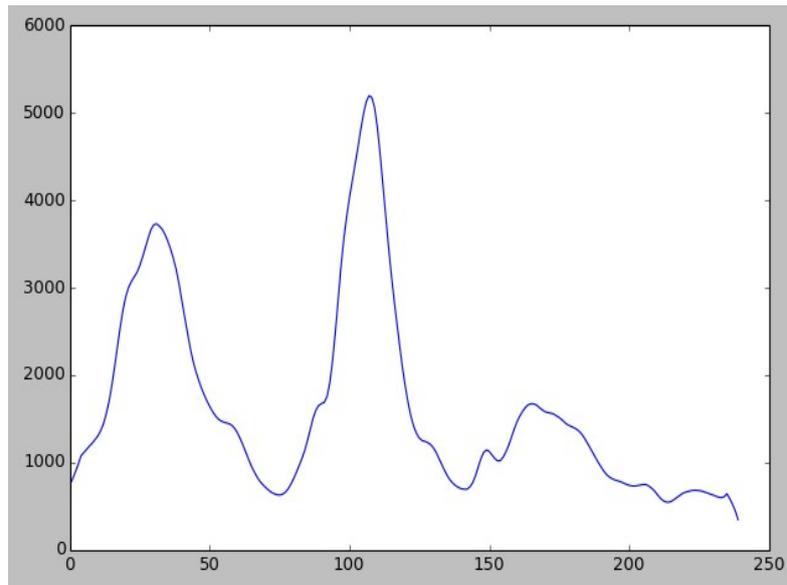


Gráfico 5: Normalização dos valores da intensidade por linha..
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

Após a normalização, visando aplicar mais um filtro neste histograma, é aplicado um limiar da média da projeção, o qual irá destacar os picos que se diferem do valor médio (Gráfico 6).

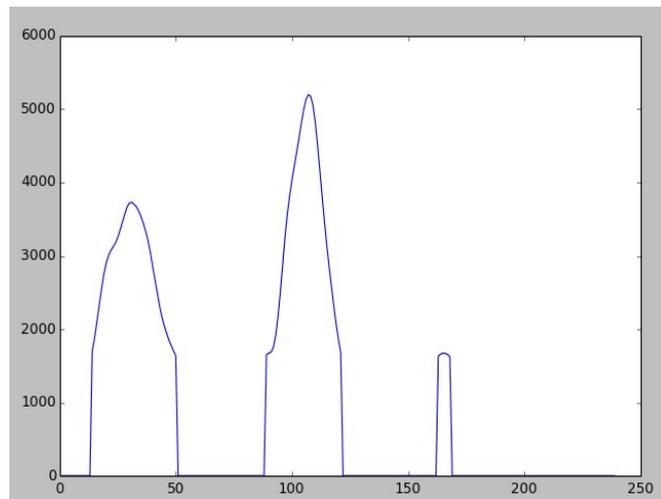


Gráfico 6: Limiarização referente ao valor médio da projeção.
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

Por fim, é realizado o recorte da imagem para obtenção da região candidata. Este recorte é escolhido conforme o algoritmo de seleção (projeção

vertical). A Figura 27 é o recorte que será utilizado na fase seguinte.



Figura 27: Região obtida pelo algoritmo baseado na projeção vertical..
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

A segunda etapa do algoritmo baseado na análise das projeções inicia-se com o cálculo da projeção horizontal da região obtida na etapa anterior. Primeiramente, o recorte da imagem obtida é tratada com um filtro de Prewitt (horizontal) e um algoritmo de remoção de ruídos (Figura 28).



Figura 28: Região da primeira etapa com filtro de Prewitt horizontal e suavização.
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

Através da imagem tratada é possível realizar o somatório da intensidade das linhas, o que possibilita a criação de um novo histograma referente a projeção horizontal.

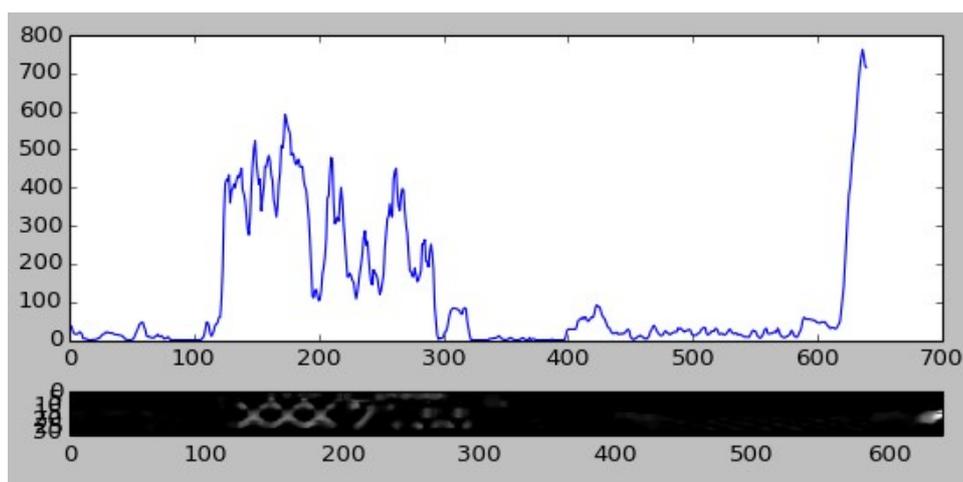


Gráfico 7: Projeção horizontal.
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

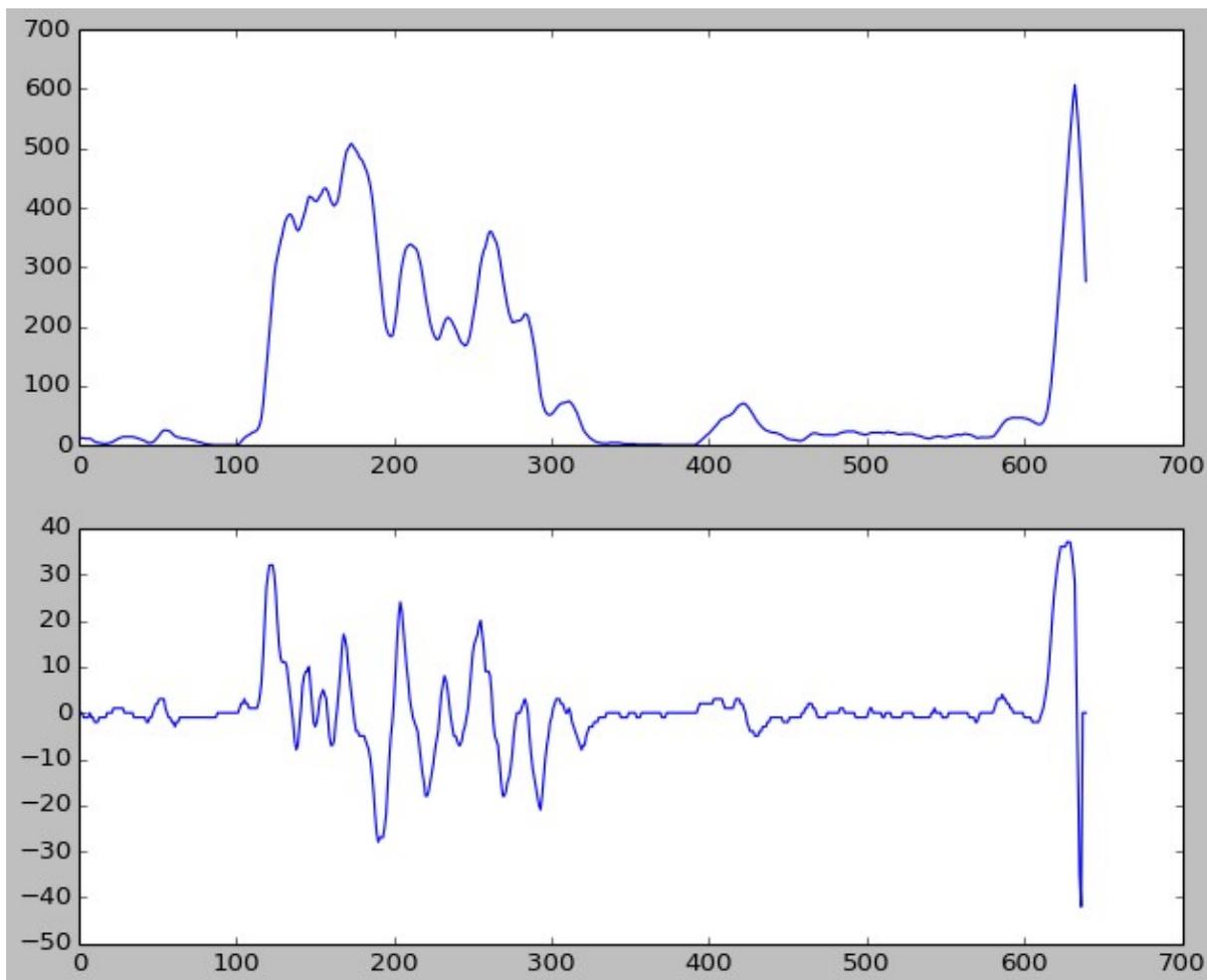


Gráfico 9: Derivação da Projeção Horizontal.
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

Após a derivação é realizado um descarte nas extremidades da projeção, já que a placa é centralizada no veículo.

Por fim, é aplicado o algoritmo de seleção de picos máximo e mínimo da projeção horizontal, o qual permite delimitar o intervalo de colunas em que encontra-se a placa (figura 29).

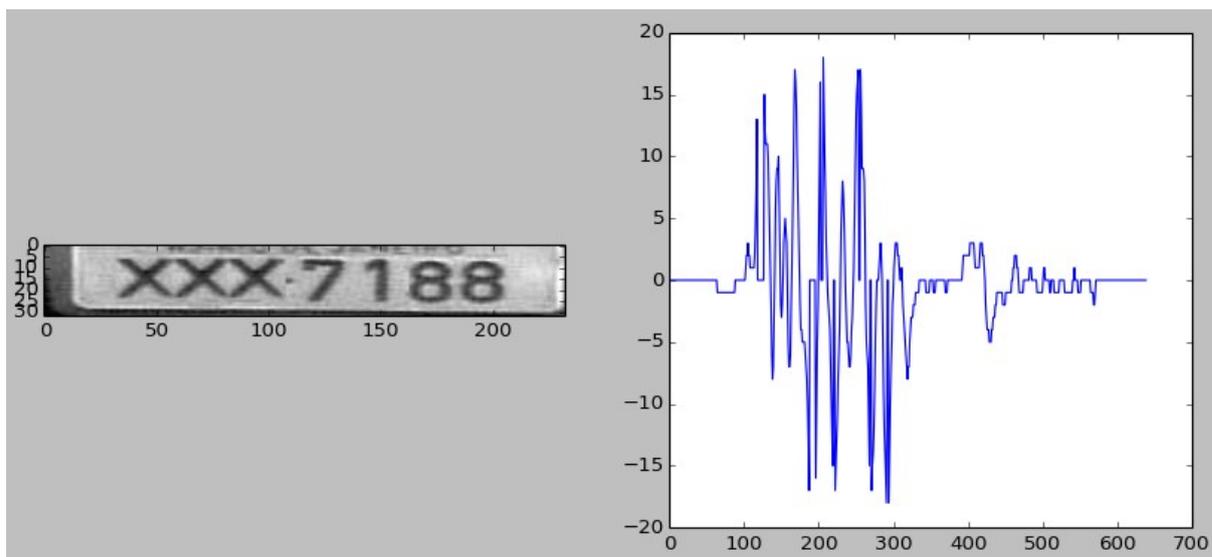


Figura 29: Placa Segmentada através do Algoritmo de Análise de Projeções da Imagem.
 Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

5.2.2. Avaliação de vídeos

Para realizar testes com vídeo, foi utilizada uma câmera com infravermelho para capturar a movimentação do estacionamento do Instituto Federal Fluminense. A câmera foi disponibilizada pela coordenação de informática do campus Campos-Centro. O modelo Tecvoz HLC-79CD/P proporciona gravação de vídeos com uma taxa de 30 quadros por segundo, resolução de até 1920x1080 e permite a utilização em ambientes interno e externo.

Devido as condições do ambiente, a câmera foi colocada na saída dos veículos, pois para realizar a detecção em tempo real é preciso ter alguns requisitos para captura da imagem. O ajuste de foco, altura e a localização da câmera de maneira centralizada ao veículo são de suma importância para reconhecer a placa (Figura 30).



Figura 30: Instalação da câmera de captura.
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

O fato de utilizar uma câmera infravermelha para captura de imagens é um fator muito importante (Figura 31). A utilização destes equipamentos pode auxiliar no desempenho do algoritmo, pois este tipo de câmera auxilia na redução de interferências de luminosidade e contraste.



Figura 31: Imagem obtida pela câmera infravermelha (veículo oficial - IFF).
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

Pode-se observar na Figura 31 que o carro não está com uma placa refletiva. Esta é uma exigência feita pelo CONTRAN (2007) para novos veículos. O material refletivo tem um realce maior durante a captura com infravermelho, o que possibilita uma imagem de melhor qualidade em carros com este material.

Por fim, os resultados obtidos com os testes em vídeo foram satisfatórios. O processamento não foi um empecilho, pois tratando-se de um vídeo de 30 quadros por segundo, o algoritmo precisa processar esta quantidade de imagens para realizar a detecção da placa. A aplicação do algoritmo sobre vídeos não difere-se em nada de imagens estáticas, somente na questão de processamento.

5.3. PROTÓTIPO DO SISTEMA

Para facilitar a visualização dos resultados do reconhecimento da placa, foi desenvolvida uma interface para o protótipo apresentada na Figura 32. Através desta interface o usuário pode selecionar a imagem que deseja extrair a placa e visualizar o resultado (Figura 33).

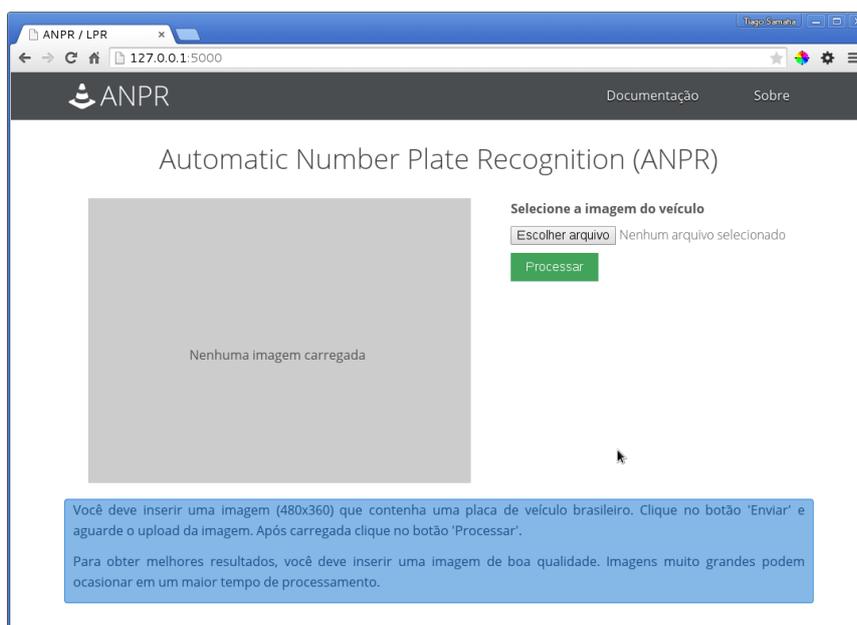


Figura 32: Interface do Protótipo de Reconhecimento de Placas Veiculares.
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

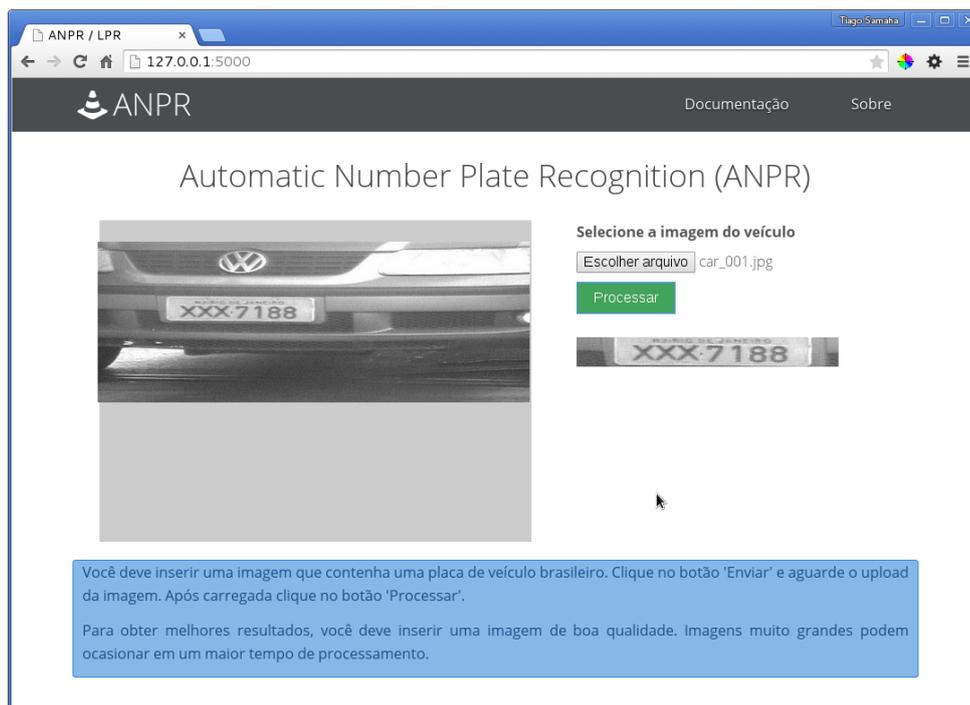


Figura 33: Visualização do Resultado Obtido Através da Interface do Protótipo.
Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

Esta interface provê um ambiente para testes de extração da placa em imagens estáticas (fotos). O arquivo contendo a imagem do veículo é selecionada e processada, sendo exibido ao lado o resultado da segmentação da imagem.

5.4. TESSERACT OCR

A etapa posterior a localização da placa é a leitura dos caracteres contidos na imagem. Através da leitura óptica é possível utilizar a informação extraída em diversas soluções que envolvam gerenciamento de veículos.

Existem diversas técnicas para realizar o reconhecimento de caracteres, porém todas dependem de uma fase de treinamento do alfabeto a ser reconhecido. A biblioteca Tesseract contempla várias técnicas de reconhecimento e também um vasto conjunto de alfabetos e tipos de fontes em sua base de conhecimento.

Para realizar o reconhecimento de caracteres sobre a imagem obtida pelo algoritmo apresentado neste trabalho é necessário aplicar alguns filtros sobre a

imagem da placa para auxiliar na segmentação dos caracteres (Figura 34).



Figura 34: Filtros aplicados sobre a placa. (a) imagem original; (b) filtro gaussiano; (c) limiarização.

Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

Após utilizar a biblioteca sobre a Figura 42, são obtidos de forma textual os caracteres da placa. Este texto pode ser utilizado em outras etapas de um sistema de gerenciamento de veículos.

5.5. RESULTADOS OBTIDOS

A Tabela 2 exibe as taxas de reconhecimento obtidas durante a avaliação dos cenários de teste, um conjunto de 450 (quatrocentos e cinquenta) imagens de veículos brasileiros.

De acordo com os resultados, este sistema proporciona boas respostas a placas bem destacadas, porque placas distorcidas e placas com difícil ambiente circundante (adesivos, letreiros e outros) causa significativa interferência no reconhecimento.

Tabela 2: Resultado do Estudo de Caso.

Total de imagens	450
Percentual de acerto (projeção vertical)	92,88%
Percentual de acerto (projeção horizontal)	70,22%
Percentual de acerto global	81,55%
Percentual de erro global	18,45%

Fonte: Elaborado pelo Autor (2015).

É possível perceber na Tabela 2 que houve uma queda na taxa de acerto da projeção horizontal. Não foram considerados os casos em que a placa teve um pedaço de sua região cortada.

Realizando um comparativo com os trabalhos correlatos apresentados nesta dissertação, a taxa de acerto fica acima da média. Além disso, os trabalhos apresentados não contam com estudos de caso voltados para o padrão de placas veiculares brasileiras.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo são apresentadas as conclusões a respeito do estudo realizado descrito nos capítulos anteriores. Também são evidenciadas algumas sugestões para trabalhos futuros.

6.1. CONCLUSÃO

O trabalho aqui desenvolvido empregou técnicas de processamento digital de imagens, a análise de projeção vertical e horizontal da imagem, para solucionar o problema de reconhecimento de placas veiculares brasileiras. Foi desenvolvido um protótipo capaz de reconhecer placas veiculares, o qual precisa ainda de novas funcionalidades para se adequar a proposta de gerenciamento do estacionamento do Instituto Federal Fluminense (IFF), conferindo-lhe diferenciais na automatização desta atividade de gerenciamento.

A metodologia proposta constitui-se em uma alternativa diferenciada das demais soluções encontradas na literatura e demonstrou ser capaz de solucionar o problema de reconhecimento de placas brasileiras, gerando bons resultados. Tais resultados permitem que a solução proposta possa de fato ser empregada na prática, sendo atingido o objetivo principal desta pesquisa.

A principal contribuição deste trabalho é o uso de uma metodologia que propicia a análise das projeções da imagem. O método de análise das projeções da imagem contribuiu decisivamente para a localização de regiões candidatas à placas veiculares brasileiras. Os resultados foram testados tanto em imagens

estáticas (fotos) quanto em vídeos, o que possibilita que um sistema possa trabalhar em tempo real, realizando a identificação de veículos. As boas taxas de acerto desse algoritmo comprovaram a sua eficácia na validação de regiões candidatas.

Por fim, o desenvolvimento dos módulos de segmentação de caracteres, reconhecimento dos caracteres e interface administrativa é necessário para que a solução aqui proposta possa ser empregada em aplicações reais.

6.2. CONTRIBUIÇÕES

O produto final deste trabalho é um algoritmo de localização de placas veiculares brasileiras funcionando com uma ótima porcentagem de acerto. Trabalhos com estudo de caso voltado para o sistema brasileiro são escassos, sendo que este trabalho contribuiu com publicações sobre o tema da pesquisa. Por fim, um estudo bibliométrico pode contribuir com pesquisadores do tema.

6.2.1. Publicações

Até o momento da escrita desta dissertação, dois artigos foram publicados. Um dos trabalhos apresenta outra metodologia para reconhecimento de placas brasileiras.

CORDEIRO, Tiago Samaha; MATIAS, Ítalo. de Oliveira. Reconhecimento óptico de caracteres utilizando inteligência computacional In: SIMPÓSIO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 21, 2014, 11 abr, São Paulo. **Anais...** Rio de Janeiro: ABEPRO, 2015. Disponível em: < http://www.simpep.feb.unesp.br/anais_simpep.php?e=9 >. Acesso em: 23 jan. 2015.

_____. _____. Uso de técnicas de processamento de imagens para localização de placas veiculares brasileiras. In: ENCONTRO INTERESTADUAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 1, 2015, 28-30 abr, São João da Barra-RJ.. **Anais...**, Rio de Janeiro: ABEPRO, 2015.

6.3. TRABALHOS FUTUROS

Sendo vasta a área de aplicabilidade do presente trabalho, apresentam-se como sugestões de trabalhos futuros:

- Avaliar os parâmetros utilizados para detecção de diferentes padrões de placa;
- Analisar os erros de detecção ocorridos na segunda etapa do algoritmo (projeção horizontal);
- Utilizar redes neurais para classificação das placas candidatas;
- Integrar o módulo de reconhecimento com a transmissão de vídeos pela rede;
- Integrar o módulo de reconhecimento de caracteres (OCR);
- Implementar e integrar a base de dados de veículos ao módulo de reconhecimento;
- Utilizar outros algoritmos de detecção placas para garantir maior taxa de reconhecimento;
- Implementar o módulo de comunicação com cancelas eletrônicas.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALVES, W. A. L.; et al. Uma abordagem para localização e reconhecimento de placas de licenciamento veicular por meio de operadores morfológicos e busca por template. **Exacta**, v. 9, p. 355–362, 2011. Disponível em: <www.lbd.dcc.ufmg.br/colecoes/wvc/2011/0015.pdf · >. Acesso em: 23 jan.2015.

CANER, H.; GECIM, H. S.; ALKAR, A. Z. Efficient embedded neural-network-based license plate recognition system. **IEEE Transactions on Vehicular Technology**, v. 57, n. 5, p. 2675–2683, 2008. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1109/TVT.2008.915524>>. Acesso em: 13 maio 2015.

CONCI, A.; CARVALHO, J. E. R.de ; RAUBER, T. W. A complete system for vehicle plate localization, segmentation and recognition in real life scene. **IEEE Latin America Transactions**, v. 7, n. 5, p. 497–506, 2009. Disponível em: <10.4236/wjet.2014.22006 >. Acesso em: 13 maio 2015.

CORDEIRO, Tiago Samaha; MATIAS, Ítalo. de Oliveira. Reconhecimento óptico de caracteres utilizando inteligência computacional In: SIMPÓSIO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 21, 2014, 11 abr, São Paulo. **Anais...** Rio de Janeiro: ABEPRO, 2015. Disponível em: <http://www.simpep.feb.unesp.br/anais_simpep.php?e=9 >. Acesso em: 23 jan. 2015.

_____. _____. Uso de técnicas de processamento de imagens para localização de placas veiculares brasileiras. In: ENCONTRO INTERESTADUAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 1, 2015, 28-30 abr, São João da Barra-RJ.. **Anais...**, Rio de Janeiro: ABEPRO, 2015.

CONSELHO NACIONAL DE TRANSITO (CONTRAN). **Resolução 231 de 15 de**

março de 2007: Estabelece o sistema placas de identificação de veículos. Disponível em: <www.denatran.gov.br/download/Resolucoes/RESOLUCAO_231.pdf>. Acesso em: 21 mar. 2015.

COSTA, H. G. Modelo para webibliomining: proposta e caso de aplicação. **Revista da FAE**, v. 13, n. 1, p. 115–126, 2010. Disponível em: <www.denatran.gov.br/download/Resolucoes/RESOLUCAO_231.pdf>. Acesso em: 21 mar. 2015. Disponível em: <www.fae.edu/galeria/getImage/351/780580343311021.pdf>. Acesso em: 12 maio 2015.

DEB, K.; CHAE, H.-U.; JO, K.-H. Vehicle license plate detection method based on sliding concentric windows and histogram. **Journal of Computers**, v. 4, n. 8, p. 771–777, 2009. Disponível em: <ojs.academypublisher.com/index.php/jcp/article/viewFile/040877177...>. Acesso em: 21 maio 2015.

DEPARTAMENTO NACIONAL DE TRANSITO (DENATRAN). **Estatísticas de frota**. Disponível em: <<http://www.denatran.gov.br/frota.htm>>.

GAZCON, N. F.; CHESNEVAR, C. I.; CASTRO, S. M. Automatic vehicle identification for Argentinean license plates using intelligent template matching. **Pattern Recognition Letters**, v. 33, n. 9, p. 1066–1074, 2012. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167865512000360>>. Acesso em: 21 maio 2015.

GEOMETRIA DESCRITIVA. **Teoria e exercícios interativos**. Disponível em: <<http://www.Descritiva.blogspot.com.br>>. Acesso em: 12 jan. 2015.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Digital image processing**. Upper Saddle River, N.J.: Prentice Hall, 2008.

GUINGO, B. C.; RODRIGUES, R. J.; THOME, A. C. G. Automatic Identification for automotives vehicles plates. In: CONFERENCE WORLD SCIENTIFIC AND ENGINEERING ACADEMY AND SOCIETY, 2002, 15-17 out, Rio de Janeiro. **Proceedings...** Disponível em: <www.wseas.us/e-library/conferences/switzerland2002/papers/376.pdf>. Acesso em: 21 maio . 2015.

GUO, J.-M.; LIU, Y.-F. License plate localization and character segmentation with feedback self-learning and hybrid binarization techniques. **IEEE Transactions on Vehicular Technology**, v. 57, n. 3, p. 1417–1424, 2008. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1109/TVT.2007.909284>>. Acesso em: 21 maio 2015.

HOOD, W.; WILSON, C. The literature of bibliometrics, scientometrics, and informetrics. **Scientometrics**, v. 52, n. 2, p. 291–314, out 2001. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1023/A:1017919924342284>>. Acesso em: 21 maio 2015.

JAIN, A. K. **Fundamentals of digital image processing**. New York-US: Prentice-Hall, 1989.

JIAO, J.; YE, Q.; HUANG, Q. A configurable method for multi-style license plate recognition. **Pattern Recognition**, v. 42, n. 3, p. 358–369, 2009. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320308003336>>. Acesso em: 12 jan. 2015.

JIA, W.; ZHANG, H.; HE, X. Region-based license plate detection. **Journal of Network and Computer Applications**, v. 30, n. 4, p. 1324–1333, 2007. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1084804506000762>>. Acesso em: 12 maio 2015.

KTATA, S.; BENZARTI, F.; AMIRI, H. License plate localization using gabor filters and neural networks. **Journal of Computer Science**, v. 9, n. 10, p. 1341–1347, 2013. Disponível em: <thescipub.com/PDF/jcssp.2013.1341.1347.pdf>. Acesso em: 12 maio 2015.

LAPIX. Disponível em: <<http://www.lapix.ufsc.br/ensino/visao-computacional/color-structure-code-csc>>. Acesso em: 13 jan 2015.

MARQUES FILHO, Ogê; VIEIRA NETO, Hugo. **Processamento digital de imagens**. Rio de Janeiro: Brasport, 1999. Disponível em: <files.sistele7.com.br/200000385-1662219510/pdi99.pdf>. Acesso em: 15 mar. 2015.

MARTINSKY, O. **Algorithmic and mathematical principles of automatic number plate recognition systems**. Brno, Morávia do Sul: Brno University of Technology, 2007. Disponível em: <javaanpr.sourceforge.net/anpr.pdf>. Acesso em: 12 maio 2015.

MCCULLOCH, W. S.; PITTS, W. **Neurocomputing: foundations of research**. Bradford, England: MIT Press, p. 15–27, 1988.

MESQUITA, Brehme de. **Método e ferramentas matemáticas utilizados no processamento de imagens digitais**. Disponível em: <<http://www.ebah.com.br>>. Acesso em: 12 jan. 2015.

MODELO matemático do neurônio artificial. Disponível em: <http://www.gsigma.ufsc.br/~popov/aulas/rna/neuronio_artificial/index.html>. Acesso em: 12 jan 2015.

OPENCV, D. T. **About OpenCV**. Disponível em: <<http://opencv.org/about.html>>. Acesso em: 12 jan. 2015.

PATEL, C.; SHAH, D.; PATEL, A. Automatic number plate recognition system (ANPR): a survey. **International Journal of Computer Applications**, v. 69, n. 9, p. 21–33, 2013. Disponível em: <research.ijcaonline.org/volume69/number9/pxc3887665.pdf>. Acesso em: 23 jan. 2015.

RUSSELL, S. J.; NORVIG, P. **Artificial intelligence: a modern approach**. Upper Saddle River, N.J.: Pearson, 2010.

SALES, Robson Bandeira **Localização e validação de regiões candidatas de placas a partir da análise de imagens digitais**. 2010. 111f. Dissertação (Mestrado em Educação) - Universidade Estadual do Ceará, Fortaleza - CE, 2010. Disponível em: <www.uece.br/mpcomp/index.php/arquivos/doc_download/234-dissert...>. Acesso em: 12 maio 2015.

SHAPIRO, V.; GLUHCHEV, G.; DIMOV, D. Towards a multinational car license plate recognition system. **Machine Vision and Applications**, v. 17, n. 3, p. 173–183, 2006. Disponível em: <https://www.researchgate.net/profile/Dimo_Dimov6/publication/...>. Acesso em: 12 mar. 2015.

SMITH, R. An overview of the tesseract OCR engine. In: CONFERENCE ON DOCUMENT ANALYSIS AND RECOGNITION, 9, 2007, 22-24 aug, Montreal – Canada. **Proceedings...** Montreal – Canada: ICDAR, 2008. Disponível em: <<https://www.aimiconf.org/iciar07/>>. Acesso em: 12 mar. 2015.

VICENTE, L. C.; MATIAS, Í. de O. Simulador inteligente aplicado ao mercado de ações brasileiro. In: SIMPÓSIO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 18, 2011, São Paulo. **Anais...** São Paulo: UNESP, 2012. Disponível em: <http://www.simpep.feb.unesp.br/anais_simpep_todos.php?e=6>. Acesso em: 12 maio 2015.

WANG, F.; MAN, L.; WANG, B.; XIAO, Y.; PAN, W.; LU, X. Fuzzy-based algorithm for color recognition of license plates. **Pattern Recognition Letters**, v. 29, n. 7, p. 1007–1020, 2008. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167865508000548>>. Acesso

em: 12 maio 2015.

WANG, S.-Z.; LEE, H.-J. A cascade framework for a real-time statistical plate recognition system. **IEEE Transactions on Information Forensics and Security**, v. 2, n. 2, p. 267–282, 2007. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=2211189>>. Acesso em: 12 jan. 2015.

YOUSSEF, A. M.; EL-MAHALLAWY, M. S.; BADR, A. Egyptian license plate recognition using enhanced stroke width transformation and fuzzy ARTMAP. **Journal of Computer Science**, v. 10, n. 6, p. 961–969, 2014. Disponível em: <thescipub.com/PDF/jcssp.2014.961.969.pdf>. Acesso em: 12 jan. 2015.

YU, S.; LI, B.; ZHANG, Q.; LIU, C.; MENG, M. Q.-H. A novel license plate location method based on wavelet transform and EMD analysis. **Pattern Recognition**, v. 48, n. 1, p. 114–125, 2015. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320314002866>>. Acesso em: 12 jan. 2015.

ZHENG, D.; ZHAO, Y.; WANG, J. An efficient method of license plate location. **Pattern Recognition Letters**, v. 26, n. 15, p. 2431–2438, 2005. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167865505001406>>. Acesso em: 12 jan. 20