

RECONHECIMENTO AUTOMÁTICO DE PLACAS DE VEÍCULOS UTILIZANDO PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS E INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Guilherme Stéfano Silva de Souza; Paulo Henrique Passella – Acadêmicos do Curso de Ciência da Computação – Centro Universitário UNISEB.

Jean Jacques De Groote – Doutor em Física pela Universidade de São Paulo; Docente do Centro Universitário UNISEB.

Resumo

Neste trabalho é apresentado o desenvolvimento de um software projetado para reconhecer automaticamente placas de veículos. A metodologia adotada consiste na aplicação de filtros para o pré-processamento das imagens, na localização da placa do veículo utilizando segmentação, e no reconhecimento dos caracteres da placa. Para reconhecer os caracteres são utilizadas Redes Neurais Artificiais. Uma pesquisa sobre os modelos de placas permitidos também foi discutida.

Palavras-chave: software; segmentação; Redes Neurais Artificiais.

Abstract

This work presents the development of a software able to automatically recognize license plates. The methodology adopted consists of applying filters to images pre-processing, the localization of the license plate using segmentation and character recognition of the license plates. To the characters recognition artificial neural networks are used. To the development of this work a research had been made on the models of license plates.

Keywords: software; segmentation; artificial neural networks.

1. Introdução

Com os avanços no processamento digital de imagens, o mesmo passou a ser aplicado em diversas áreas como na medicina em ressonâncias magnéticas, na agricultura para localização de doenças em plantações, na indústria para reconhecimento de placas de circuitos com peças faltantes, e na segurança pública, para reconhecimento de placas de veículos automotores, tema que pode ser aplicado também em engenharia de tráfego e que é o tema desse trabalho.

Com o constante aumento de número de veículos, conforme citado por Guindo, Thomé e Rodrigues (2002), a necessidade de um sistema capaz de reconhecer placas de veículos automotores é cada vez maior, como por exemplo, na engenharia de tráfego para conseguir dados rápidos e precisos, e com, isso podendo aumentar a eficiência e controle do tráfego.

A solução de reconhecimento automático de placas de veículos pode ser usada também em várias outras áreas como identificar veículos permitindo ou negando o acesso a áreas restritas em condomínios fechados, por exemplo, procurar e alertar a polícia em caso de roubo ou seqüestro, dentre outras aplicações.

Uma aplicação interessante para esse projeto seria a utilização dessa tecnologia para achar um veículo perdido em um estacionamento, onde o usuário, por meio da numeração da placa de seu veículo, poderia ser informado em que setor do estacionamento se encontra seu carro.

Pois atualmente, como é descrito no artigo escrito por Conci e Monteiro (2004) e também no artigo escrito por Guindo, Thomé e Rodrigues (2002), muitos dispositivos eletrônicos utilizados para aplicar multas na maioria dos estados não possuem um sistema que reconheça automaticamente os caracteres das placas dos veículos. Outro dispositivo em que o reconhecimento automático de placas seria útil é no controle eletrônico de estacionamentos, onde é emitido um recibo automaticamente, mas não é comum o controle de registro das placas de veículos ou identificação das placas dos veículos.

Tudo isso seria possível sem muito custo, pois com o desenvolvimento tecnológico e com o preço cada vez mais acessível das filmadoras, máquinas fotográficas digitais e *WebCams*, tornam-se viáveis utilizações de reconhecimento por imagens aplicadas à problemas do cotidiano como o reconhecimento de placas de veículos.

Os sistemas de reconhecimento de placas de veículos automotores ou SRPLV geralmente são compostos pelos seguintes itens, Sensor de presença, Câmera de vídeo, Computador e o *Software* que é o item mais importante, e é ele que será abordado nesse trabalho. Assim como o SRPLV é dividido em vários itens, o software para reconhecimento também será dividido em vários itens ou módulos.

O trabalho desenvolvido tem como objetivo o desenvolvimento de um protótipo de um software que seja capaz de detectar de forma automática placas de veículos automotivos em qualquer lugar de uma imagem. Além de desenvolver esse protótipo, o trabalho tem como objetivo apresentar um estudo sobre os tipos de placas existentes e suas especificações.

2. Modelos de Placas e Especificações

As placas de identificação de veículos no Brasil são emitidas pelos departamentos de trânsito (DETRAN) e de cada unidade da Federação. Em 15 de março de 2007 foi criada a resolução 231 pelo CONTRAN, especificando vários detalhes das placas veiculares.

De acordo com a resolução 231 de 15 de março de 2007, cada veículo deverá conter duas placas, uma placa dianteira e uma placa traseira, contendo 7 caracteres, sendo eles 3 letras, variando de A a Z e permitindo repetição, e 4 dígitos, esses sendo na base decimal, variando de 0 a 10, e tanto traseiras, quanto dianteiras deverão conter uma tarja com o nome do município e a unidade de federação.

As placas excepcionalizadas deverão conter, gravados nas tarjas ou em espaço correspondente na própria placa, os seguintes caracteres: B R A S I L para veículos oficiais da União, nome da Unidade da Federação para veículos oficiais das Unidades da Federação e sigla da Unidade da Federação e nome do Município para veículos oficiais dos Municípios.

As placas dos veículos automotores pertencentes a Missões Diplomáticas, Repartições Consulares, Organismos Internacionais, Funcionários Estrangeiros Administrativos de Carreira e aos Peritos Estrangeiros de Cooperação Internacional deverão conter as seguintes gravações estampadas na parte central superior da placa (tarjeta), substituindo-se a identificação do Município: CMD, para os veículos de uso dos Chefes de Missão Diplomática; CD, para os veículos pertencentes ao Corpo Diplomático; CC, para os veículos pertencentes ao Corpo Consular; OI, para os veículos pertencentes a Organismos Internacionais; ADM, para os veículos pertencentes a funcionários administrativos de carreira estrangeiros de Missões Diplomáticas, Repartições Consulares e Representações de Organismos Internacionais; CI, para os veículos pertencentes a perito estrangeiros sem residência permanente que venham ao Brasil no âmbito de Acordo de Cooperação Internacional.

Na resolução 231 de 15 de março de 2007, existe uma tabela de cores identificando quais os modelos de placas de veículos existentes no país e suas respectivas cores como é mostrado no Quadro 1.

Quadro 1- Cores das Placas

CATEGORIA DO VEÍCULO	COR	
	PLACA E TARJETA	
	FUNDO	CARACTERES
Particular	Cinza	Preto
Aluguel	Vermelho	Branco
Experiência/Fabricante	Verde	Branco
Aprendizagem	Branco	Vermelho
Coleção	Preto	Cinza
Oficial	Branco	Preto
Missão Diplomática	Azul	Branco
Corpo Consular	Azul	Branco
Organismo Internacional	Azul	Branco
Corpo Diplomático	Azul	Branco
Organismo Consular/Internacional	Azul	Branco
Acordo Cooperação Internacional :	Azul	Branco
Representação	Preto	Dourado

De acordo com a resolução 231 de 15 de março de 2007 as dimensões das placas dos veículos devem ter uma largura de 400 milímetros e altura de 130 milímetros como mostra a Figura 1.



Figura 1 - Dimensões de uma placa de veículo

FONTE: Contran; resolução 231 de 15 de março de 2007; p. 9

Para motocicletas as placas de identificação devem ter uma largura de 187 milímetros e altura de 136 milímetros conforme mostra a Figura 2.



Figura 2 - Dimensões de uma placa de motocicleta

FONTE: Contran; resolução 231 de 15 de março de 2007; p. 9

Os caracteres das placas também devem seguir um padrão, sendo 63 milímetros de altura com espessura de 10 milímetros para veículos, e 42 milímetros de altura e 6 milímetros para motocicletas. O Quadro 2 mostra a altura dos caracteres em milímetros para veículos e a Tabela 3 para motocicletas.

Quadro 2 - A largura dos caracteres em milímetros para veículos

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

Quadro 3 - A largura dos caracteres em milímetros para motocicletas

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S
36	30	30	30	27	27	30	30	6	25	33	27	36	32	30	30	35	31	31
T	U	V	W	X	Y	Z	1	2	3	4	5	6	7	8	9	0		
30	30	33	33	33	32	27	12	24	25	27	24	24	24	26	24	24		

Os caracteres seguem o padrão da Figura 2 de fonte usando a fonte Mandatory.

I234567890
ABCDEFGHIJKLM
NOPQRSTUVWXYZ

Figura 3 - Padrão dos caracteres na fonte Mandatory

FONTE: Contran; resolução 231 de 15 de março de 2007; p. 5

Rev. Científica Eletrônica UNISEB, Ribeirão Preto, v.1, n.1, p.133-152, jan./jun.2013

3. Pesquisas realizadas para a identificação de placas

No artigo de CONCI e MONTEIRO (2004) o objetivo é o reconhecimento de uma placa em si, sem a necessidade de encontrá-la na foto. A abordagem desse problema é dividida da seguinte forma: primeira parte onde é realizado o pré-processamento utilizando técnicas de binarização e erosão, segunda parte que procura dar rótulos aos caracteres utilizando segmentação dos caracteres da placa através de uma verificação da vizinhança e a última parte que busca dar significado aos caracteres utilizando um banco de dados para comparação das características extraídas nas outras etapas, esse banco de dados deve ser inicializado previamente com essas características.

Carvalho (2006) define o reconhecimento de placas em três principais módulos: localização da placa, segmentação dos caracteres, e reconhecimento dos caracteres. No trabalho de Carvalho (2006) é enfatizada a “localização de placas” que segundo ele é considerada como o estágio mais crucial no sistema de RP e uma que vez que a placa foi encontrada, o resultado pode ser alimentado no segundo e terceiro módulo. Nesse trabalho é utilizada a técnica de Morfologia Matemática que segundo ele se diferencia de outras técnicas onde o principal problema são as características usadas que dependem das diferenças de intensidade entre a placa e as cores do carro e que, portanto não são estáveis, sendo gravemente influenciadas por iluminação, orientação da câmera, ou mudanças na cor do carro.

A utilização de redes neurais para localizar os caracteres é enfatizada no trabalho de MUNIZ (2007) que cria um sistema em DELPHI 7 onde a localidade da placa é recortada manualmente para que seus caracteres alfanuméricos sejam identificados automaticamente. A sua aplicação também é dividida em fases, a primeira delas é o pré-processamento, onde as técnicas de realce aplicadas são: passar a imagem colorida para tons de cinza, redução da imagem que consiste em diminuir a quantidade de pixels de uma imagem sem que haja perda significativa da informação nela contida, binarização e vetorização que são aplicados de forma simultânea, onde a binarização é utilizada para diminuição das escalas de cinza da imagem e a vetorização onde matriz da imagem resultante da binarização é transformada em um vetor para que possa ser utilizado pelas redes neurais.

Como proposta de um futuro trabalho Muniz (2007) comenta que é necessário um algoritmo que localize a placa em uma imagem e retire desta, automaticamente, os caracteres para servir de entrada na rede.

O artigo publicado por Guindo, Thomé e Rodrigues (2002) procura fazer todas as etapas do processamento de imagens dividindo elas em: localização da região da placa, seleção e extração da região da placa, segmentação dos caracteres da placa, extração das características dos caracteres segmentados e reconhecimento dos caracteres. As maiores dificuldades neste trabalho foram a baixa qualidade geral das fotos à disposição, dificuldades como iluminação, ruído gerado pelo ambiente (chuva, neblina, etc.), problemas com as câmeras (falta de foco, localização inadequada, ângulo de visão impróprio, etc.). Outro fator para os baixos resultados foram as confusões que ocorreram mais freqüentes entre os caracteres “B”, “D” e “O” e entre os dígitos “0” e “8”. No artigo de Souza et al (2006) é desenvolvido um trabalho de otimização do algoritmo de análise de variação tonal para a localização de placas automotivas em tempo real. A variação tonal procura localizar a “impressão digital” da placa fazendo uma varredura seqüencial na imagem.

Como se pode observar, os problemas encontrados nos trabalhos ou as propostas que foram sugeridas para próximos trabalhos pelos autores são complementados uns pelos outros, como por exemplo, Carvalho (2006) sugere um trabalho para completar o seu que é a segmentação e reconhecimento dos caracteres, essa é a proposta de Muniz (2007) e Conci e Monteiro (2004).

4. Metodologia

4.1 Base de dados

Para desenvolver esse trabalho foi utilizada uma base de dados, pois dispor de uma quantidade significativa de imagens é essencial para esse tipo de pesquisa. Todos os testes foram feitos em uma base contendo carros e caminhões parados em frente a cancelas de cobrança. As imagens foram obtidas do trabalho do Projeto de Reconhecimento de Placas de Veículos Brasileiros desenvolvido por Albuquerque (2006).

Ao todo são utilizadas 100 imagens dessas 25 não possuem placas ou as placas não estão em condições de serem analisadas, pois possuem muitos desgastes, também existem imagens com muita luminosidade ofuscando totalmente os caracteres ou estão focalizadas pela metade cortando alguns caracteres. Das 75 imagens restantes três estão desgastadas e 12 são de cor vermelha. Todas as imagens estão em escalas de cinza e são do formato JPG.

4.2 Filtro passa-alta

O filtro passa-alta escolhido para ser utilizado no sistema foi o Sobel, por ser o que obteve os melhores resultados, deixando as retas mais grossas e assim a placa em maior evidência comparada com os outros filtros de detecção de bordas como está sendo mostrado na Figura 4.

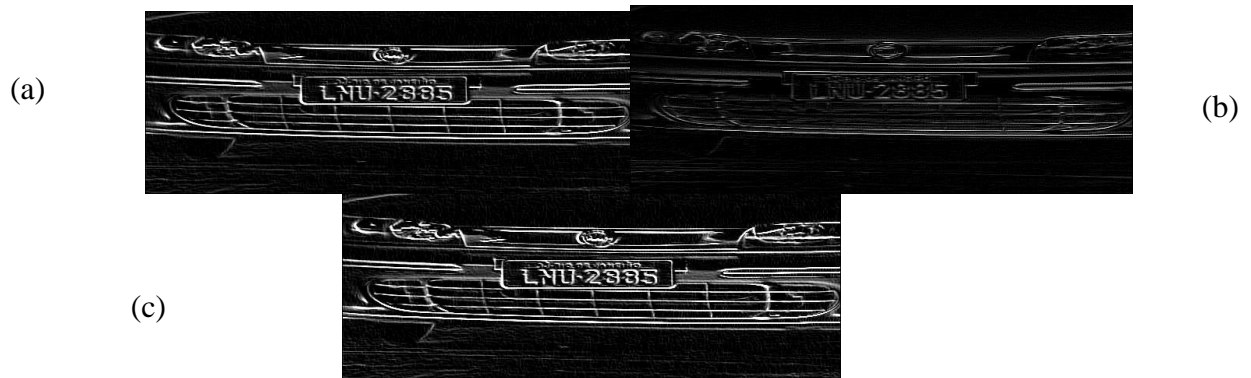


Figura 4 - Detecção de bordas de uma imagem com uma placa veicular, sendo Prewitt (a), Roberts (b) e Sobel (c).

O algoritmo utilizado na filtragem de detecção de bordas foi baseado no livro de Miranda (2006), onde é mostrado como realizar uma convolução de uma máscara 3x3 utilizando as bibliotecas do Java para processamento digital de imagens.

Após a realização de alguns experimentos foi constatado que a localização da placa seria dificultada utilizando o filtro de detecção de bordas inteiro, pois os carros com pára-choque que possuem uma grande quantidade de linhas horizontais confundiam a localização da placa mesmo utilizando o passo seguinte que é a esqueletização. Então o algoritmo foi alterado para fazer somente a filtragem vertical deixando a placa em maior destaque em comparação com o restante da imagem, como é exibido na Figura 5. O código desenvolvido se encontra no Apêndice A.



Figura 5 - Filtro Sobel Vertical

4.3 Binarização

Foram tentados três métodos para binarizar a imagem, um utilizando um limiar fixo que é o tom de cinza 125 implementado utilizando as bibliotecas do Java para processamento digital de imagens, outro utilizando um método interno da API ImageJ e um último também utilizando as bibliotecas do Java para processamento digital de imagem. O que obteve o melhor resultado foi o método da API ImageJ. É importante ressaltar que foi tentado acessar os métodos mais avançados de limiarização no ImageJ, como Otsu ou Huang, porém só foi possível implementar o algoritmo padrão do ImageJ. Isso ocorreu pela complexidade da API e a falta de materiais falando sobre o assunto. A Figura 6 mostra quais os métodos disponíveis na ferramenta, lembrando que é pela ferramenta e não API, pois não foram encontrados materiais mostrando como utilizá-los através da API. Segundo Landini (2011) o algoritmo utilizado como padrão no ImageJ é o algoritmo IsoData ou Iterativo Intermeans. A Figura 7 mostra a binarização utilizando a API ImageJ.

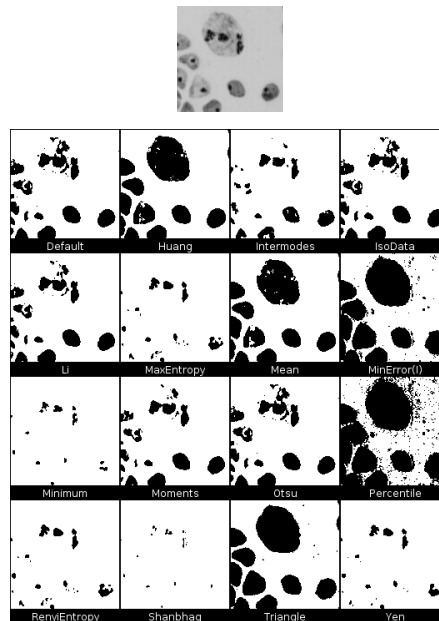


Figura 6 – Imagem original e a suas limiarizações utilizando a ferramenta ImageJ



Figura 7 - Binarização da imagem após a aplicação do filtro Sobel vertical

4.4. Esqueletização

A esqueletização é útil no processo de localização da placa, pois mesmo com o filtro vertical, a localização da placa ainda é difícil devido aos objetos como o farol do carro ou símbolos como a marca do carro, que podem ser confundidos com uma placa. A idéia da esqueletização é fazer todas as linhas da imagem ficarem com a mesma espessura.

Se a esqueletização não for aplicada quando um farol for encontrado e tiver as linhas mais grossas que uma placa após a filtragem passa-alta vertical, e esse farol tiver as mesmas dimensões da placa, então ele será confundido com uma placa. Um exemplo da esqueletização é mostrado na Figura 8.

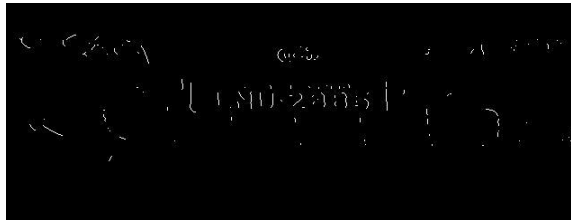


Figura 8 - Esqueletização de uma imagem contendo uma placa veicular após a binarização.

No algoritmo é realizada a filtragem passa-alta vertical, depois é realizado uma binarização da imagem através da API ImageJ , que possui um método interno para binarização, então é realizada a esqueletização da imagem.

5. Resultados

5.1 Localização da Placa

A primeira etapa para localizar a placa é a encontrar um ponto dentro da região da placa. Para isso é utilizado como pré-processamento o Filtro Sobel vertical e depois a esqueletização da imagem. Foi utilizada a idéia de percorrer a imagem com uma máscara um pouco maior que o tamanho médio da placa fazendo a média dos níveis de intensidade, e depois disso é procurado o pixel com maior intensidade na imagem. Foi escolhida uma máscara com um tamanho médio de 240 de largura e 40 pixels de altura. A Figura 9 mostra um exemplo.

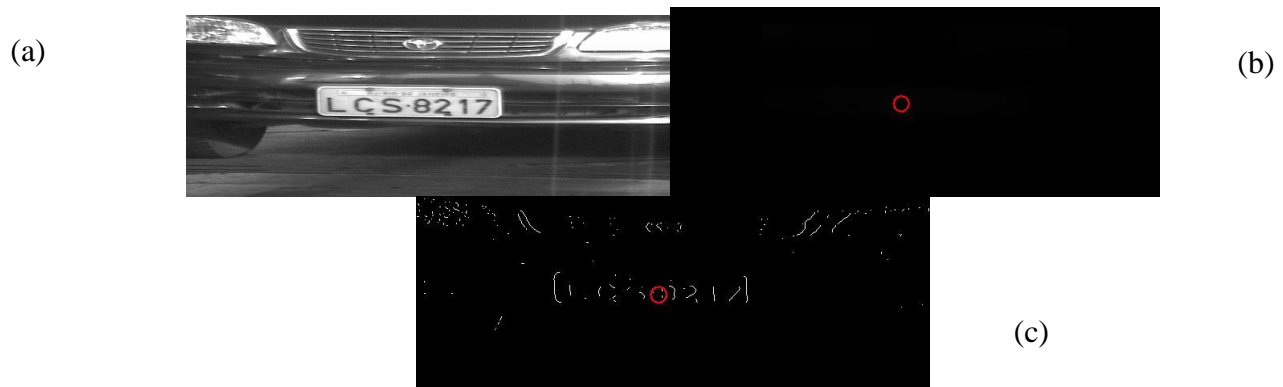


Figura 9 - Imagem normal (a). Média da imagem (b). Imagem esqueletizada

Após encontrar um possível ponto dentro da região da placa, a sua localização é feita delimitando uma região ao redor do ponto encontrado. Nessa janela foi testado o método para encontrar a placa, varrendo a imagem com uma máscara e calculando a somatória da máscara de cada pixel, onde existir a maior somatória é o local onde a placa está. Foram testadas duas máscaras, uma oca com as bordas tendo o valor 1 e o seu interior 0 e uma com todos seus valores iguais a 1. O tamanho da placa utilizado nesse método foi o mesmo utilizado no método de delimitação da região da placa. Após encontrar a região da placa, essa região é redimensionado em 5 pixels de largura e altura para que não seja descartada alguma parte da placa que fique fora do alcance da máscara, então essa região é salva em uma nova imagem.

O método utilizando uma máscara com todos os pixels tendo o seu valor igual a 1 e o pré-processamento na imagem utilizando Sobel com a matriz vertical. Após esse pré-processamento é procurado o ponto onde uma máscara possui maior somatória. Esse método foi o utilizado no sistema final por ser mais simples, não necessitando da esqueletização, e possuir maior taxa de acerto. A Figura 10 mostra um exemplo.

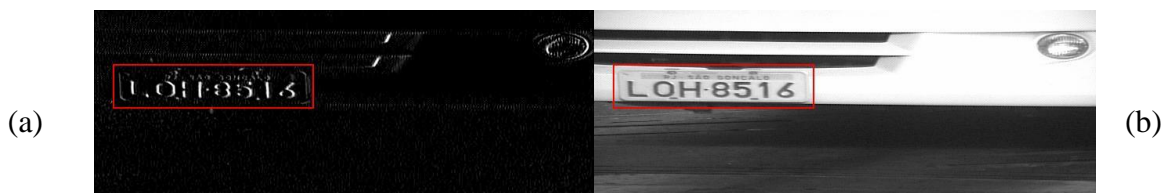


Figura 10 - Placa localizada (a). Máscara desenhada na imagem original (b)

Delimitar a região da placa antes de procurar a placa é útil, pois delimitando a região são eliminados faróis e símbolos da imagem.

5.2. Localização dos Caracteres

Após a localização da placa, é necessário encontrar os caracteres. A região da placa que foi localizada é salva em uma imagem, em cima dessa nova imagem é feita a localização dos caracteres, que foi feita utilizando duas etapas, uma que delimita a região possível onde os caracteres se encontram e outra que segmenta os caracteres.

A delimitação da região dos caracteres foi feita utilizando a mesma idéia do algoritmo de análise de variação tonal ou assinatura da placa do artigo de Souza et al (2006). A variação tonal procura localizar a “impressão digital” da placa fazendo uma varredura seqüencial na imagem. A Figura 11 mostra como é a assinatura de uma placa ao traçar uma reta no meio da placa.

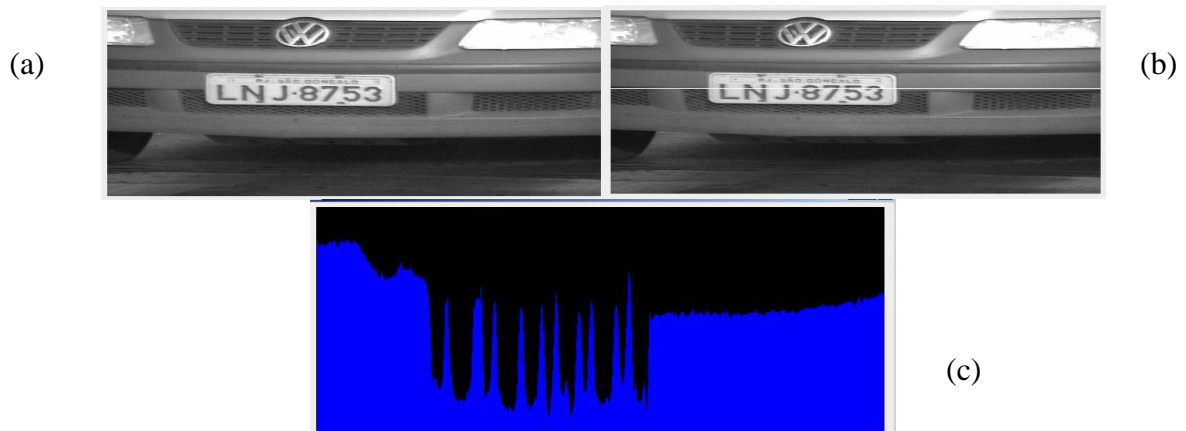


Figura 11 - Imagem original (a). Imagem com uma reta traçada no meio da placa (b). Variações da região onde a reta foi traçada

No algoritmo implementado no projeto a região onde os caracteres estão é delimitada buscando a região onde existe a maior quantidade de transições na imagem. Para encontrar essa região, a imagem é percorrida no sentido vertical. Nessa etapa não foi utilizado nenhum pré-processamento. Para selecionar os pixels que estão na região da transição foi feito um algoritmo que procura a cada 5 pixels os pixels que possuam uma diferença de intensidade de 60 tons de cinza entre o pixel anterior e o posterior. Os pixels que tiverem a diferença de intensidade só serão aceitos se estiverem entre o maior e menor espaço possível entre dois caracteres. No algoritmo o maior espaço utilizado foi de 38 pixels e o menor foi de 18. Existe também uma quantidade máxima e mínima de pixels por linha da imagem. No algoritmo está sendo utilizado o valor de máximo de 28 pixels por linha e mínimo de 7 pixels por linha. Após encontrar os pixels

são traçadas duas retas, uma sob o pixel mais alto e outra sob o pixel mais baixo. As retas são traçadas com uma taxa de erro para cima e para baixo para evitar que as retas sejam traçadas em cima dos caracteres ou mesmo percam parte deles.

A Figura 12 mostra a seqüência de passos para delimitar a região dos caracteres. O primeiro passo é localizar a placa, em seguida é analisada a variação de cada linha da imagem, os pixels que possam ser a variação de um caractere para o fundo branco são marcados. Agora a região entre os pixels encontrados é marcada como a possível região do caractere.

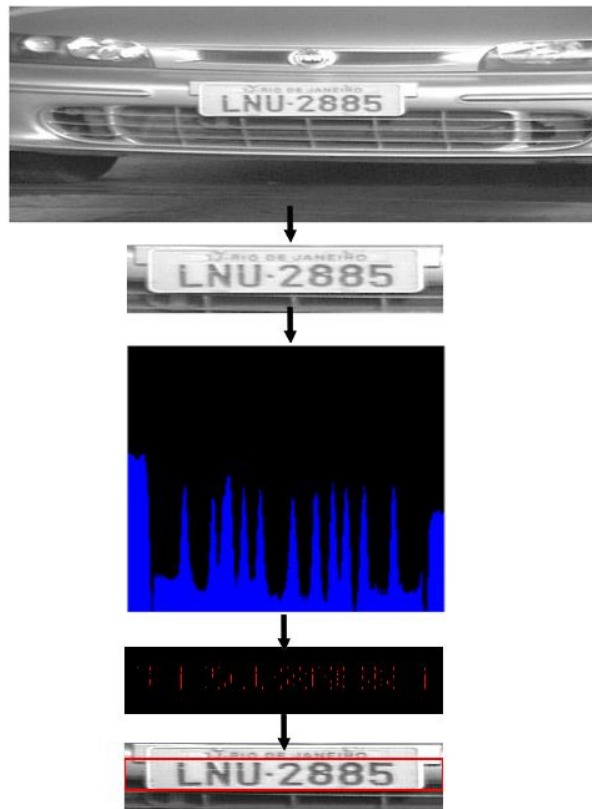


Figura 12 - Seqüência de passos para delimitar a região dos caracteres.

O próximo passo é varrer a região delimitada dos caracteres na vertical, procurando onde existe maior variação, mas antes de fazer essa varredura é feita uma binarização da placa utilizando a API ImageJ. A imagem é varrida na posição horizontal procurando em um intervalo de pixels, se existe alguma variação maior que a variação mínima de um caractere. Como está sendo utilizada a binarização, os valores dos pixels serão 0 ou 1, assim será buscada variação de 1 nível de cinza. E como algumas placas podem ficar com os caracteres muito finos devido a binarização, foi escolhido variação mínima de 1 e intervalo entre os pixels de 1 também. Cada vez que são

encontradas variações consecutivamente à medida que a imagem vai sendo varrida, a região dessas variações é armazenada em uma lista temporária. Quando é encontrada uma região sem variação, as variações armazenadas anteriormente podem ser consideradas um caractere. Essas regiões são unidas em uma imagem em uma lista de caracteres. A Figura 13 mostra a seqüência de passos realizados para segmentar os caracteres, a delimitação da região dos caracteres, a binarização, a localização das regiões com maior transição na vertical e por fim essas regiões são salvas em imagens para o reconhecimento.

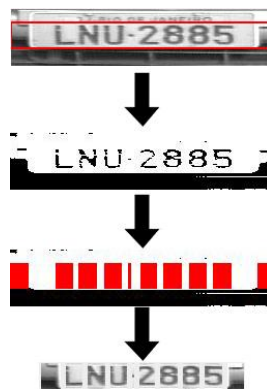


Figura 13- Seqüência de passos para localização dos caracteres

5.3 Reconhecimentos dos Caracteres

O reconhecimento dos caracteres é dividido em duas partes, o treinamento e o reconhecimento dos caracteres. O módulo de reconhecimento de caracteres foi desenvolvido de forma que ele possa aprender conforme o usuário utilize o sistema utilizando um método conhecido como *Active Learning*. A Figura 14 mostra a janela de treinamento e reconhecimento.

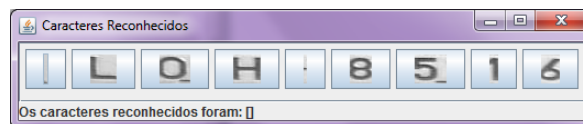


Figura 14- Janela que mostra os resultados do reconhecimento também serve para treinar as redes neurais

O treinamento consiste em selecionar uma amostra (imagem de um caractere obtido pela fase de segmentação) e transformá-la em uma estrutura de dados no qual possa ser tratado pela rede neural.

Para o reconhecimento dos caracteres foi utilizada uma Rede Neural de uma única camada, o que serve muito bem para classificar sistemas distintos. Como o problema tem vários caracteres, foi proposta a criação de várias redes neurais, sendo que cada rede neural é responsável pelo reconhecimento de um determinado caractere.

O treinamento de uma rede neural se dá pela imagem reconhecida pela mesma, caso a resposta de uma rede neural não seja verdadeira, esta rede precisa ser calibrada, ou seja, precisa passar por mais um processo de treinamento.

Para realizar o treinamento de uma rede neural para reconhecer determinada imagem como um caractere, esta imagem passa por três etapas, essas são: converter segmentação do caractere para cinza, converter segmentação do caractere para uma imagem de escala conhecida, converter segmentação do caractere para uma imagem esqueletizada.

É necessário que a imagem seja de um tamanho reconhecido e padronizado pela rede neural, sabemos que uma imagem é nada mais que uma matriz, onde cada posição dessa matriz contém a informação de um pixel, como a intensidade desse pixel. Cada pixel de uma imagem tem um peso associado a ele em uma rede neural. O tamanho da matriz é de 37 pixels de altura e 20 pixels de largura. Em um perceptron é realizada a somatória da multiplicação dos pesos. Ao converter a imagem para entradas no perceptron, cada pixel irá representar uma entrada. Como um perceptron está preparado para um determinado número de entradas se uma imagem possuir um tamanho diferente do determinado apresentará uma falha, já que o perceptron está preparado para aquela quantidade de entradas.

Como o sistema de rede neural de uma única camada serve unicamente para realizar a classificação de sistemas distintos, quanto mais amostras distintas para a rede neural, melhor é.

A esqueletização consiste em uma técnica de erosão que deixa apenas o esqueleto do caractere, sendo os pixels da imagem convertidos entre somente dois valores, “255” e “0”, onde 255 o pixel ativo e “0” é o pixel desativado.

No caso da Figura 15, a parte branca da imagem é a parte ativa, ou seja, o valor do pixel nessa área é 255, e a parte preta da imagem é a parte que não nos interessa.



Figura 15 - Imagem esqueletizada um caractere L

Na implementação do perceptron, para o mesmo realizar o reconhecimento de uma determinada imagem, este precisa realizar a somatória da multiplicação dos pesos com a amostra. Então, para que tal processo seja realizado, é gerado um vetor da seguinte forma, as linhas da matriz de 37 de altura por 20 de largura são unidas em uma única linha, onde o fim de uma linha é unido ao começo da linha seguinte, esse vetor será enviado para a rede neural.

Para que o perceptron reconheça o vetor são necessárias várias iterações e testes até que o erro seja o mínimo possível, quanto mais amostras para o reconhecimento, melhor é o desempenho do perceptron.

O algoritmo de treinamento funciona da seguinte maneira: o perceptron possui vários pesos, onde cada peso representa um atributo da amostra, em uma imagem de 20 x 37, temos um vetor de 740 posições, onde cada posição contém um valor para o atributo, no perceptron possui um vetor de mesmo tamanho, então o resultado do processo de reconhecimento é a iteração desse vetor, somando o resultado da multiplicação entre o vetor peso na determinada posição pela mesma posição só que no vetor da amostra. Após essa somatória o resultado será separado em 0 e 1, onde valores maiores que 0 são representados como 1, e valores menores que 0 são representados por 0.

Para solucionar o problema de reconhecimento de caracteres, foi desenvolvido um gerenciador de redes neurais. Quando é solicitado o treinamento de uma imagem para poder ser reconhecida, o sistema percorre todas as redes neurais instanciadas e treina cada uma, quando a rede neural for a rede neural responsável pelo o reconhecimento da amostra em questão, essa amostra é definida de uma amostra verdadeira, ou seja, o valor desejado dessa amostra é 1, e quando a rede neural não for responsável pelo o reconhecimento da amostra em questão, é definido que é uma amostra falsa, onde o valor desejado é 0, ao total são feitas 36 iterações, onde cada iteração é o treinamento de uma rede neural, o treinamento da rede neural é feita até que a amostra seja reconhecida pela rede neural em questão, ou até que exceda o limite de 1000 iterações.

Em um treinamento de uma nova placa, por exemplo, “ABC-1234”, todas as redes são treinadas sete vezes, uma vez para reconhecer o caractere “A”, uma vez para reconhecer o “B” e assim por diante, onde cada redá rede neural é treinada até o reconhecimento do caractere, ou exceder o limite de 1000 iterações. Após o treinamento de todas as redes neurais são salvos no XML os novos pesos de cada perceptron, fazendo com que não se perca esses esforços.

O reconhecimento dos caracteres consiste em perguntar para todas as redes neurais instanciadas se alguma delas reconhece a amostra. Como o sistema foi desenvolvido de maneira que cada rede neural reconheça um caractere, mais de uma rede pode reconhecer uma determinada amostra, um exemplo disso é o caractere “O” e “0”, onde até mesmo para o ser humano, é difícil de ser diferenciado. Para saber se uma rede neural reconhece uma determinada amostra, essa amostra é confrontada com cada peso de cada perceptron, caso retorne verdadeiro significa que essa rede neural reconhece a amostra em questão, caso a resposta seja falsa, isso significa que essa rede neural não reconhece essa amostra.

O sistema foi desenvolvido de forma que aprenda conforme o uso do mesmo, utilizando *Active Learning*, onde a cada imagem é testada nas redes neurais e também podem ser treinadas com novas imagens. Quando o sistema encontra os caracteres pela primeira vez e as redes neurais ainda não estão treinadas, não é possível reconhecer os caracteres, pois nenhuma rede está calibrada para isso. O processo de treinamento é um processo de treinamento monitorado, onde, o usuário treina a rede indicando o resultado correto e testa ao mesmo tempo.

Como é visto na Figura 16, não foi possível reconhecer nenhum caractere, pois foi a primeira vez que o sistema é utilizado.

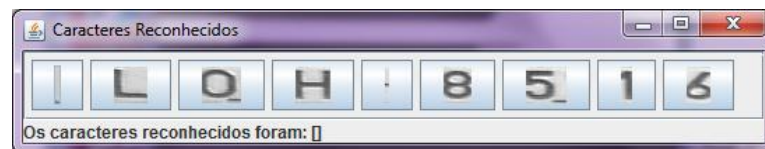


Figura 16 - Reconhecimento de caracteres sendo executado pela primeira vez

Ao realizar os treinamentos das amostras uma vez e alguns caracteres foram reconhecidos, porém não todos, pois essas redes neurais precisam ser mais treinadas. A Figura 17 ilustra essa situação.

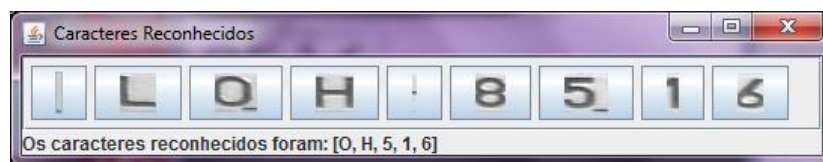


Figura 17 - Mesma placa aberta logo após as redes serem treinadas

6. Resultados

Foram consideradas somente as 75 imagens com placas em bom estado. A taxa de acerto do algoritmo que busca um ponto dentro da placa é de 95%. O método funcionou para todas as 12 placas vermelhas, as placas que tiveram problemas estavam em tonalidades muito claras ou escuras. O método para localizar um ponto dentro da placa teve uma taxa de acerto de 95%.

Na delimitação da região dos caracteres foram utilizadas as 100 imagens, testando o método para ver se o mesmo consegue identificar que não existem caracteres na imagem. Das 25 imagens sem placa o sistema identificou que 10 imagens não possuem caracteres, ou seja, não possuem placas, 15 imagens (sem placas ou com placas sem condições de serem analisadas) foram falsamente identificadas com caracteres, 12 imagens com placa não tiveram seus caracteres delimitados corretamente e 63 imagens tiveram a região dos caracteres delimitada corretamente. Pode ser constatado então que a delimitação dos caracteres obteve um acerto de 73%, sendo 63% de delimitações corretas e 10% de imagens que foram constatadas sem placas. Das 12 placas que não tiveram seus caracteres delimitados corretamente, 4 são devido a não localização da placa.

A segmentação dos caracteres foi o método o que obteve o pior desempenho. O erro se deu na verdade devido ao método de binarização utilizado que não destacou os caracteres com muita nitidez, e também porque o método não funcionou nas placas de cor vermelha. Das 100 imagens 34 tiveram os caracteres das placas dos carros segmentados, 8 tiveram os caracteres parcialmente segmentados onde foi considerado até 3 caracteres segmentados com erro, 33 placas com caracteres não segmentados corretamente ou não encontrados, 12 imagens sem placa onde foram encontrados caracteres, e 13 imagens sem placa onde não foram encontrados caracteres. A taxa de acerto pode ser considerada como sendo de 47% somando as 34 segmentações corretas com as 13 identificações de ausência de placa na imagem. Mas se não for levado em consideração o detalhe de que o algoritmo não consegue segmentar caracteres de placas vermelhas, a taxa de acerto aumenta para 53%.

Na identificação dos caracteres o teste foi feito com 49 imagens, que obtiveram melhor resultado na segmentação. Inicialmente foram realizados testes utilizando 12% das amostras onde o caractere “L” que esteve em 32 amostras e foi reconhecido em 15 amostras, obteve uma taxa de 46,87% e foi treinado em 4 amostras, o caractere “8” que esteve em 19 amostras e foi reconhecido em 8 amostras, obteve uma taxa de 42,10% e foi treinado em 5 amostras.

Depois foram feitos treinamentos utilizando abaixo 20% da base de imagens onde o caractere “L” que esteve em 28 amostras e foi reconhecido em 10 amostras, obteve uma taxa de 35,71% e foi treinado em 8 amostras.

7. Conclusão

A metodologia proposta nesse estudo foi criar um sistema que possa localizar e identificar placas de veículos automaticamente, o que se pode dizer que foi alcançado em partes, pois ainda é preciso aprimorar a segmentação dos caracteres, os resultados também poderiam ter sido melhores no reconhecimento dos caracteres, pois a pequena base de 100 imagens não foi o suficiente para um treinamento adequado das redes neurais.

As principais dificuldades foram encontrar métodos que resolvessem o problema de forma simples e que funcionasse para placas vermelhas e brancas e que diferenciasses símbolos e faróis, o que ocorreu na maioria dos métodos. Os resultados como um todo foi satisfatório, mas pode ainda ser aprimorado. Outra grande dificuldade foi a segmentação dos caracteres, muito mais trabalhoso que a identificação da placa.

Como trabalhos futuros poderiam ser aprimorados os algoritmos e técnicas, principalmente a segmentação dos caracteres, e encontrar uma maneira de fazer com que a máscara que busca a placa na imagem seja variável automaticamente de acordo com o tamanho da placa e depois portar o sistema para a plataforma móvel *android* que utiliza a linguagem Java.

REFERÊNCIAS

ALBUQUERQUE, M. P. de. **Projeto de Reconhecimento de Placas de Veículos Brasileiros**. CENTRO BRASILEIRO DE PESQUISAS FÍSICAS, 2006. Disponível em: <<http://www.cbpf.br/cat/pdsi/lpr/lpr.html>> Acesso em: 22/05/2011.

CARVALHO, Jonh. **Uma Abordagem de Segmentação de Placas de Automóveis Baseada em Morfologia Matemática**. Dissertação de Mestrado. UFF, RJ, 2006. Disponível em: <<http://www.ic.uff.br/PosGraduacao/Dissertacoes/296.pdf>> Acesso em: 22/05/2011.

CONCI, Aura; MONTEIRO, Leonardo H. **Reconhecimento de placas de veículos por imagem**. UFF, RJ, 2004. Disponível em: <<http://www.ic.uff.br/~aconci/CONENPLACAS.pdf>> Acesso em: 22/05/2011.

CONSELHO NACIONAL DE TRÂNSITO. **Resolução N° 241, de 22 de junho de 2007.**
CONTRAN Disponível em: <
http://www.denatran.gov.br/download/Resolucoes/RESOLUCAO_231.pdf > Acesso em:
22/05/2011.

GUINDO Bruno G; THOMÉ, Antonio C.; RODRIGUES, Roberto J. **Reconhecimento automático de placas de veículos automotores através de redes neurais artificiais.** UFRJ, RJ, 2002. Disponível em: < http://www.labic.nce.ufrj.br/downloads/2cbcomp_2002.pdf > Acesso em: 22/05/2011.

LANDINI, Gabriel. **Auto Threshold and Auto Local Threshold.** University of Birmingham, Inglaterra, 2011. Disponível em: <
<http://www.dentistry.bham.ac.uk/landinig/software/autothreshold/autothreshold.html>> Acesso em: 30/10/2011.

MIRANDA, Jose I. **Processamento de Imagens Digitais Prática Usando Java.** SP: Embrapa, 2006.

MUNIZ, Bruno D. Trabalho de Conclusão de Curso. **Utilização de Redes Neurais para Identificação de Caracteres de Placas de Veículos Automotores.** Instituto de Ensino Superior COC, SP, 2007.

SOUZA, Caio, *et al.* **Reconhecimento de placas de automóveis através de câmeras ip.** Universidade IMES, SP, 2006. Disponível em:
<http://www.aedb.br/seget/artigos06/916_Copia%20de%20Placas.pdf> Acesso em: 22/05/2011.