



UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO
ESCOLA DE MINAS
COLEGIADO DO CURSO DE ENGENHARIA DE CONTROLE
E AUTOMAÇÃO - CEC AU



WALLISSON HUGO DE PAULA

MEDIÇÃO DE VELOCIDADE DE VEÍCULOS UTILIZANDO VISÃO COMPUTACIONAL

**MONOGRAFIA DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE CONTROLE E
AUTOMAÇÃO**

Ouro Preto, 2019

WALLISSON HUGO DE PAULA

**MEDIÇÃO DE VELOCIDADE DE VEÍCULOS UTILIZANDO VISÃO
COMPUTACIONAL**

Monografia apresentada ao Curso de Engenharia de Controle e Automação da Universidade Federal de Ouro Preto como parte dos requisitos para a obtenção do Grau de Engenheiro de Controle e Automação.

Orientador: Elias José de Rezende Freitas

Coorientador: Agnaldo José da Rocha Reis

**Ouro Preto
Escola de Minas – UFOP
2019**

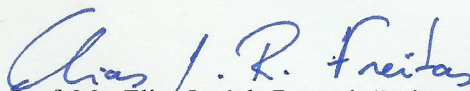


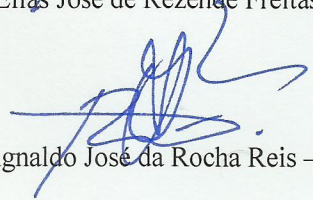
MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
Universidade Federal de Ouro Preto – Escola de Minas
Colegiado do Curso Engenharia de
Controle e Automação - CECAU

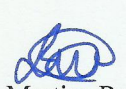
ATA DE DEFESA

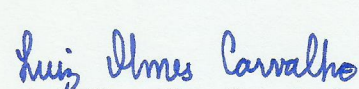
Aos dezoito dias do mês de dezembro de 2019, às 9h, na Escola de Minas - UFOP, reuniu-se a Comissão Avaliadora designada para julgar a Monografia de Engenharia de Controle e Automação do graduando **Wallisson Hugo de Paula** intitulada “**Medição de Velocidade de Veículos Utilizando Visão Computacional**”, sendo a referida Comissão composta pelos professores Elias José de Rezende Freitas, Agnaldo José da Rocha Reis, Tamires Martins Rezende e Luiz Olmes Carvalho. A Comissão Avaliadora considerou o trabalho APROVADO por TER atendido às exigências para defesa e recomendações da banca examinadora.

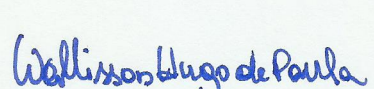
Ouro Preto, 18 de dezembro de 2019.


Prof. Me. Elias José de Rezende Freitas - Orientador


Prof. Dr. Agnaldo José da Rocha Reis – Coorientador


Profa. Me. Tamires Martins Rezende – Professora Convidada


Prof. Dr. Luiz Olmes Carvalho – Professor Convidado


Wallisson Hugo de Paula - Discente

AGRADECIMENTOS

Primeiramente a Deus, pela vida, pela saúde e por todos os elementos proporcionados por Ele que tornaram possível o sucesso dessa jornada. Sinceros agradecimentos aos meus familiares que estiveram ao meu lado, dando o suporte necessário em todos os momentos. Aos amigos que a vida acadêmica proporcionou ao longo dos anos. Ao orientador Elias, presente desde a idealização deste trabalho, e ao coorientador Agnaldo, que juntou-se a nós no meio da jornada trazendo relevante contribuição. Ao Departamento de Engenharia de Controle e Automação, à Escola de Minas e, finalmente, à Universidade Federal de Ouro Preto e todos os seus profissionais que proporcionaram toda a estrutura suporte ao longo da graduação.

“O insucesso é apenas uma oportunidade para recomeçar com mais inteligência.” (Henry Ford)

RESUMO

A fiscalização eletrônica é uma importante aliada na prevenção de acidentes de trânsito, que ocorrem em sua maioria devido a excessos de velocidade. Alguns equipamentos, como radares e pardais, são capazes de detectar um veículo em velocidade acima da permitida, a partir dos quais sanções são aplicadas a motoristas que cometem essa infração. Esses equipamentos utilizam normalmente uma medida de tempo decorrido entre o estímulo de dois sensores indutivos inseridos no pavimento, cuja distância entre eles é conhecida. Em caso de excesso de velocidade, uma fotografia do carro infrator é feita por meio de uma câmera. Nesse contexto, este trabalho apresenta o desenvolvimento de um sistema de medição de velocidade de veículos com a utilização unicamente de técnicas de visão computacional, como parte de um projeto maior, de desenvolvimento de um sistema completo de controle de tráfego. Para tal, a partir de imagens de uma câmera com vista lateral de uma pista, foi realizada a medição da velocidade de um veículo sendo necessário realizar as seguintes etapas: (i) detecção de objetos em movimento, (ii) tratamento de ruídos da imagem; (iii) operações morfológicas para correta interpretação da imagem pelo computador e (iv) calibração da câmera para mensurar corretamente o deslocamento do veículo no mundo real 3D a partir do deslocamento na imagem 2D. Foram realizados testes com um veículo locomovendo-se com velocidade média conhecida e os resultados se mostraram bastantes satisfatórios.

Palavras-chaves: Medição de Velocidade. Veículos. Detecção. Visão Computacional.

ABSTRACT

Roadway surveillance and traffic cameras are an important ally in the prevention of traffic accidents, which occur mostly due to speeding. Some equipment, such as radars and sparrows, is capable of detecting a vehicle at a speed that is above allowable, from which sanctions are applied to drivers who commit this offense. These devices usually use a measure of the time elapsed between the stimulus of two inductive sensors inserted into the floor, whose distance between them is known. In the event of speeding, a photograph of the offending car is taken with a camera. In this context, this paper presents the development of a vehicle speed measurement system using only computer vision techniques as part of a larger project to develop a complete traffic control system. For this, from images of a camera with a side view of a track, a vehicle speed was measured and the following steps were necessary: (i) detection of moving objects, (ii) elimination of image noise; (iii) morphological operations for correct interpretation of the image by the computer; and (iv) camera calibration to correctly measure the displacement of the real world vehicle from the displacement in the 2D image. Tests were performed with a vehicle moving with known average speed and the results were satisfactory.

Key-words: Velocity Measurement. Vehicles. Detection. Computer vision.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Imagem transmitida via cabo dos generais Pershing e Foch reproduzida em 15 tons de cinza.	24
Figura 2 – A primeira foto da lua obtida por meio da <i>Ranger 7</i>	25
Figura 3 – Ideia geral das metodologias que podem ser aplicadas a imagens de acordo com sua finalidade.	26
Figura 4 – Visão esquemática de uma câmera CCD.	27
Figura 5 – Conceitos de 4-vizinhança, vizinhança diagonal e 8-vizinhança.	28
Figura 6 – Operações lógicas em imagens binárias.	30
Figura 7 – Dilatação.	31
Figura 8 – Erosão.	32
Figura 9 – Abertura e fechamento.	34
Figura 10 – Diagrama de blocos do processo.	35
Figura 11 – Imagem capturada (a) e convertida para escala de cinza (b).	36
Figura 12 – Cálculo do fluxo óptico.	37
Figura 13 – Resultado da limiarização.	37
Figura 14 – Resultado da erosão da imagem.	38
Figura 15 – Resultado da dilatação da imagem após ter sido realizada a erosão.	38
Figura 16 – Região de medição da velocidade.	39
Figura 17 – Cenário de realização do experimento. A região de interesse da imagem está delimitada por linhas vermelhas.	41
Figura 18 – (a) Ocorrência de elementos indesejados na ausência de veículos. (b) Resultados da aplicação da limiarização e da operação de abertura na imagem anterior.	42
Figura 19 – Detecção do veículo em movimento pelo fluxo óptico.	42
Figura 20 – (a) Limiarização seguida de abertura. (b) Marcação do ponto central do veículo detectado.	43
Figura 21 – Trajetória do veículo ao longo da região de interesse.	43
Figura 22 – Comparação entre velocidades de 20 km/h calculadas e medidas.	45
Figura 23 – Comparação entre velocidades de 40 km/h calculadas e medidas.	45
Figura 24 – Comparação entre velocidades de 60 km/h calculadas e medidas.	46

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Experimentos realizados a 20km/h.	44
Tabela 2 – Experimentos realizados a 40km/h.	44
Tabela 3 – Experimentos realizados a 60km/h.	45
Tabela 4 – Valores médios calculados e medidos.	47

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	19
1.1	Objetivos	20
1.2	Justificativa e trabalhos correlacionados	20
2	REFERENCIAL TEÓRICO	23
2.1	Processamento digital de imagens - PDI	23
2.1.1	<i>As origens do processamento digital de imagens</i>	<i>23</i>
2.1.2	<i>Ideia geral do processamento digital de imagens</i>	<i>25</i>
2.1.3	<i>A aquisição de imagens</i>	<i>25</i>
2.1.4	<i>Calibração da câmera</i>	<i>26</i>
2.1.5	<i>Digitalização</i>	<i>27</i>
2.1.6	<i>Propriedades de uma imagem digital</i>	<i>27</i>
2.1.6.1	Vizinhança	28
2.1.6.2	Conectividade	28
2.1.6.3	Adjacência	28
2.1.6.4	Caminho	28
2.1.6.5	Medições de distância	29
2.1.7	<i>Operações lógicas</i>	<i>29</i>
2.1.8	<i>Morfologia matemática</i>	<i>29</i>
2.1.9	<i>Dilatação e erosão</i>	<i>30</i>
2.1.9.1	Dilatação	30
2.1.9.2	Erosão	31
2.1.10	<i>Abertura e fechamento</i>	<i>32</i>
2.1.11	<i>O fluxo óptico</i>	<i>33</i>
3	METODOLOGIA	35
3.1	Aquisição de imagens	35
3.2	Tratamento da imagem	36
3.3	O cálculo da velocidade	38
4	RESULTADOS	41
4.0.1	<i>Resultados das etapas propostas</i>	<i>41</i>
4.1	Análise das velocidades medidas	44
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS E TRABALHOS FUTUROS	49

REFERÊNCIAS	51
--------------------	-----------

1 INTRODUÇÃO

Os acidentes de trânsito no Brasil fazem, a cada ano, milhares de vítimas, sejam elas fatais ou não (MASSAU; ROSA, 2016). Estão entre as principais causas de mortalidade e incapacidade em todo o mundo (MURRAY; LOPEZ, 1997), sendo responsáveis por enormes gastos em saúde pública. Para Chequer e Mello (2009) o acidente de trânsito deve ser tratado como uma questão de saúde pública, sendo uma das mais devastadoras doenças da sociedade moderna, quase 10% dentre as causas de morte prematura entre pessoas na faixa etária de 5 a 44 anos nos países em desenvolvimento. Essas evidências ficam também confirmadas no relatório da World Road Association (Keep death off your road, Paris, 2002) que relata que, nos países em desenvolvimento, 15 milhões de acidentes com veículos rodoviários por ano causam um milhão de mortes e 50 milhões de feridos, além de perdas estimadas em 1% do PIB desses países.

Os acidentes rodoviários podem estar associados a três fatores: humano, rodovia/meio ambiente e veículo (CHEQUER; MELLO, 2009). Estes fatores podem atuar isoladamente, mas, em geral, a análise do acidente indica a ocorrência de mais de um deles. Quanto ao fator humano, a subavaliação da probabilidade da ocorrência do acidente pelo condutor do veículo (excesso de velocidade, ultrapassagem indevida) é dos mais relevantes quanto à incidência de acidentes. Brandao (2006) traz uma relação mais conjunta entre os acidentes e o excesso de velocidade, afirmando que a velocidade veicular excessiva aumenta a frequência de acidentes porque reduz o tempo disponível para decidir a manobra correta a uma dada distância e aumenta o tempo ou a distância necessária para executar a manobra evasiva (parar ou simplesmente reduzir a velocidade do veículo, desviar de obstáculos ou de conflitos com pedestres, ciclistas etc.). A velocidade torna também mais provável o atingimento do limite de resistência do pavimento contra derrapagem ou o limite de estabilidade dos veículos contra tombamento nos acidentes em curva (especialmente no caso de veículos pesados).

No Brasil, as principais causas de acidentes estão fortemente ligadas ao desrespeito às leis de trânsito, que acarreta em infrações como ultrapassagens perigosas, desobediência à sinalização, excesso de velocidade, embriaguez ao volante, utilização de aparelhos celulares ao conduzir um veículo, entre outros (SOUSA, 2008). Dentro desse contexto, Sousa (2008) relaciona a difusão do uso da fiscalização eletrônica no Brasil à tentativa de minimizar o número de acidentes, por meio do registro de imagens de veículos envolvidos em infrações com posterior identificação e conversão em penalidades aos motoristas infratores.

A fiscalização eletrônica se subdivide em aplicações metrológicas e não metrológicas, sendo as metrológicas aquelas que envolvem a medição de uma grandeza física enquanto as não metrológicas não envolvem a medição de grandezas e são direcionadas à constatação e à identificação de eventos como, por exemplo, avanço ao semáforo vermelho ou parada sobre faixa de pedestres (MING, 2006).

Os radares fixos e as barreiras eletrônicas enquadram-se na categoria de aplicações metrológicas. Diferenciam-se pelo fato das barreiras possuírem um *display* que mostra a velocidade dos veículos. As barreiras normalmente são instaladas em vias de baixa velocidade enquanto os radares fixos são utilizados em vias arteriais de alta velocidade (MING, 2006).

A medição da velocidade se dá, em ambos os equipamentos, por meio da tecnologia de laços indutivos. Segundo Ming (2006), um conjunto de 2 a 3 laços são instalados no pavimento e a velocidade é extraída do quociente da distância entre os laços pelo tempo que o veículo leva para fazer tal percurso. Quando utilizados dois laços, um cronômetro dispara quando o primeiro laço é sensibilizado na passagem do veículo e é travado ao receber o sinal do segundo sensor. Já para o caso dos três laços, duas medidas de tempo são extraídas: a primeira medida no percurso entre os dois primeiros laços e a segunda medida durante o percurso entre o segundo e o terceiro.

Apesar da larga utilização dos radares fixos e barreiras eletrônicas, a tecnologia empregada apresenta problemas quanto à manutenção e sua exposição a situações adversas. Por serem instalados no pavimento, os laços indutivos ficam sujeitos a rompimento com a deformação do asfalto devido à passagem de veículos pesados e até mesmo pelo processo de recomposição do pavimento (fresagem). A manutenção, por sua vez, implica na interdição da via, causando transtornos ao tráfego (LOPES; SANTOS; BASTOS, 2016).

1.1 Objetivos

Objetiva-se com este trabalho desenvolver um sistema de visão computacional para monitoramento automático de trânsito capaz de detectar veículos e medir suas velocidades médias.

Os objetivos específicos compreendem:

- obter a relação entre as medidas do mundo real e os *pixels* que descrevem as imagens;
- realizar um processamento de imagem
- detectar veículos em movimento;
- implementar um algoritmo para calcular a velocidade média do veículo;

1.2 Justificativa e trabalhos correlacionados

Devido à larga utilização de medidores de velocidade para fins de fiscalização eletrônica e à possibilidade de interpretação de imagens por parte do computador, alguns trabalhos já foram realizados com foco na extração da velocidade de veículos com base em técnicas de Processamento Digital de Imagens (PDI) e visão computacional. O PDI trata do processo onde a entrada do sistema é uma imagem e a saída é um conjunto de valores numéricos, que podem ou não compor uma outra imagem. Já a visão computacional procura emular a visão humana,

possuindo como entrada uma imagem, porém, sua saída consiste em informações extraídas da imagem (MARENGONI; STRINGHINI, 2009).

Lin, Li e Chang (2008) propõem um método baseado em imagens para a detecção de velocidade de veículos no qual uma única imagem capturada com o veículo em movimento é utilizada para medição de velocidade. É explorado o movimento relativo entre a câmera e o objeto em movimento durante o tempo de captura da câmera que causa desfoque na região dinâmica da imagem. Este desfoque fornece uma dica visual para a medição de velocidade de um objeto em movimento. Uma região alvo aproximada é segmentada e os parâmetros de desfoque são estimados a partir da imagem resultante de movimento desfocado. A imagem desfocada é usada para derivar outros parâmetros. Finalmente, a velocidade do veículo é calculada de acordo com a geometria da imagem, posição da câmera e extensão de desfoque na imagem. As experiências mostraram as velocidades estimadas dentro de 5% das velocidades reais para o tráfego local e rodoviário.

Diferentemente do trabalho citado anteriormente, há uma tendência para extração da velocidade por meio do processamento de vídeos, que tratam-se de uma sequência de vários *frames* consecutivos. São os casos dos trabalhos de Wu et al. (2009), Rad, Dehghani e Karim (2010), Ibrahim, ElGendy e ElShafee (2011) e Yabo et al. (2016). Isto explica-se pelo fato de uma sequência de *frames* ser capaz ilustrar facilmente os deslocamentos de objetos ao longo do tempo.

Dentro do âmbito do processamento de vídeos, um método baseado no processamento digital de imagens para realização do monitoramento automático da velocidade de veículos em tempo real utilizando uma câmera de vídeo, proposto por Wu et al. (2009), possui como requisito de *hardware* apenas uma câmera de vídeo digital e um computador de bordo e é possível monitorar simultaneamente as velocidades dos veículos em várias faixas. O erro médio da velocidade de veículos detectadas nos testes foi inferior a 4%, resultado que indica uma boa precisão. No trabalho de Rad, Dehghani e Karim (2010), por sua vez, o erro médio da velocidade detectada do veículo é de 7 km/hora para mais ou para menos e a calibração da câmera é realizada com base em equações geométricas obtidas diretamente no cenário explorado por meio de pontos de referência.

A metodologia para detecção dos veículos pela subtração de *background* é utilizada nos trabalhos de Ibrahim, ElGendy e ElShafee (2011), Yabo et al. (2016) e também de Rad, Dehghani e Karim (2010), citado anteriormente. Ibrahim, ElGendy e ElShafee (2011) apresentam um Sistema de Câmera para Detecção de Velocidade, em inglês *Speed Detection Camera System* (SDCS). O processo é dividido em quatro fases sucessivas. A primeira é a detecção de objetos, baseada na subtração de *background*; a segunda fase é o rastreamento de objetos (que consiste em três operações sucessivas, segmentação de objeto, rotulagem de objeto e extração de *frames* ocupados pelo objeto); e a terceira fase é o cálculo de velocidade, feito a partir do número de *frames* consumidos pelo objeto para passar pela cena. Yabo et al. (2016), por sua vez, apresenta

um sistema capaz de realizar a estimativa de velocidade e, ainda, fazer a classificação de veículos em tempo real a partir das características dos objetos detectados após a subtração do *background*. A estimativa de velocidade dos veículos é feita a partir da análise do tempo gasto pelo veículo para realizar deslocamento predeterminado.

Diante da importância dos equipamentos de fiscalização eletrônica no contexto das estradas e dos recorrentes problemas dos medidores baseados em laços indutivos quanto à sua manutenção e durabilidade, citados anteriormente, devido à forma como são instalados, apresenta-se neste trabalho o sistema que foi desenvolvido e que é capaz de detectar veículos e realizar medidas confiáveis de velocidade a partir da utilização de técnicas de visão computacional aplicadas em imagens capturadas por uma câmera fixada às margens de uma estrada. O método para a detecção é baseado no fluxo óptico, que atua na detecção de objetos em movimento em uma sequência de imagens.

O presente trabalho traz em sua organização o referencial teórico, descrito no Capítulo 2, que traz um contexto histórico do processamento digital de imagens, uma visão geral desta área e técnicas necessárias para implementação do sistema. O Capítulo 3 traz a metodologia utilizada para o desenvolvimento. Nos Capítulos 4 e 5, apresentam-se, respectivamente, os resultados e as conclusões.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Processamento digital de imagens - PDI

No campo de processamento digital de imagens (PDI), uma imagem é definida por uma função bidimensional, $f(x, y)$, onde x e y são as coordenadas espaciais, e o valor de f localizado em um par de coordenadas (x, y) é o valor da intensidade de cinza da imagem naquele ponto, sendo x , y e a intensidade dada por f valores finitos, discretos (GONZALEZ; WOODS, 2002). O processamento de imagens é feito através de manipulações matriciais realizadas via computador. A imagem digital possui um número finito de elementos, denominados *pixels*, sendo que cada um possui uma localização e valor.

A visão humana está limitada à faixa visível do espectro eletromagnético. Porém, ao contrário da visão humana, as máquinas geradoras de imagens digitais cobrem quase a totalidade do espectro eletromagnético, desde os raios *gamma* até as ondas de rádio, o que torna possível a exploração de imagens geradas por fontes às quais os seres humanos não estão habituados a associar a imagens (ultrassom, microscópio eletrônico) (GONZALEZ; WOODS, 2002). Portanto, pode-se afirmar que o PDI e a visão computacional possuem um amplo e variado campo de aplicações, indo além da imitação da visão humana.

2.1.1 As origens do processamento digital de imagens

O início da aplicação de imagens digitais deu-se na indústria de jornais. Na época, fotos foram enviadas pela primeira vez via cabo submarino entre Londres e Nova York. As imagens eram codificadas para transmissão via cabo e, ao chegar ao seu destino eram reconstituídas. Os problemas iniciais na melhoria da qualidade visual dessas imagens digitais foram relacionados à seleção de procedimentos de impressão e à distribuição de níveis de intensidade (GONZALEZ; WOODS, 2002). Na Figura 1 temos uma imagem transmitida via cabo, em 1929, e reconstituída em quinze tons de cinza.

Embora os exemplos citados anteriormente envolvam imagens digitais, eles não se enquadram no campo de PDI, de acordo com a definição de Gonzalez e Woods (2002), pelo fato de computadores não estarem envolvidos no processo de processamento das imagens. Portanto, a história do processamento digital de imagens está intimamente ligada ao desenvolvimento dos computadores. As imagens digitais exigem tanto armazenamento e poder computacional que o progresso da área de processamento digital de imagens não seria possível sem o desenvolvimento dos computadores digitais e de tecnologias de suporte que incluem armazenamento, exibição e transmissão de dados (GONZALEZ; WOODS, 2002).

A base para o computador moderno ocorreu apenas nos anos 1940 com a introdução de dois conceitos chave feita por Jonh von Neumann. São eles: a memória, para armazenar



Figura 1 – Imagem transmitida via cabo dos generais Pershing e Foch reproduzida em 15 tons de cinza.

Fonte: Gonzalez e Woods (2002).

programas e dados, e a ramificação condicional. Esses dois conceitos são a base da unidade central de processamento (*central processing unit*), também chamadas CPU. O processo iniciado por Von Neumann passou por uma série de avanços, até o desenvolvimento de computadores capazes de serem utilizados para o processamento digital de imagens (GONZALEZ; WOODS, 2002).

Os primeiros computadores capazes de realizar tarefas significativas de processamento digital de imagens surgiram na década de 1960 e para, Gonzalez e Woods (2002), o nascimento do PDI pode ser considerado a partir da disponibilidade dessas máquinas e o início do programa espacial naquele período. O trabalho com o uso de técnicas computacionais para o melhoramento de imagens obtidas por uma sonda espacial iniciou-se no *Jet Propulsion Laboratory*, em Pasadena, Califórnia, em 1964, quando uma imagem da lua transmitida pela *Ranger 7* foi processada para correção de distorções provenientes da câmera televisiva a bordo. As técnicas adquiridas a partir da *Ranger 7* serviram como base para métodos utilizados para melhorar e restaurar imagens oriundas das missões de Agrimensura na lua (GONZALEZ; WOODS, 2002). A imagem da lua transmitida pela *Ranger 7* é mostrada na Figura 2.

Da década de 1960 até os dias atuais, o campo do processamento digital de imagens cresceu vigorosamente, tanto nos que diz respeito à construção de imagens quanto à interpretação delas por parte das máquinas.



Figura 2 – A primeira foto da lua obtida por meio da *Ranger 7*. Datada de 31 de Julho de 1964, foi capturada cerca de 17 minutos antes do impacto da sonda espacial com a superfície lunar.

Fonte: Gonzalez e Woods (2002).

2.1.2 Ideia geral do processamento digital de imagens

Na Figura 3, é mostrado um diagrama cuja proposta é transmitir uma ideia geral das metodologias que podem ser aplicadas a imagens de acordo com a finalidade.

As aplicações são diversas, e podem ser classificadas em dois grupos: aquelas cujas saídas são imagens, como aquisição ou restauração de imagem; e aquelas cujas saídas são informações contidas na imagem, caso do reconhecimento de objetos, por exemplo. O segundo grupo citado onde informações são extraídas das imagens estão compreendidos no campo da visão computacional.

2.1.3 A aquisição de imagens

A aquisição de uma imagem consiste no processo de conversão de uma cena real em uma imagem analógica pelo processo denominado transdução optoeletrônica, onde a primeiro passo é a redução de dimensionalidade, ou seja, uma cena do mundo real tridimensional é descrita por uma função bidimensional (MARQUES-FILHO; VIEIRA-NETO, 1999).

O CCD (Charge Coupled Device) é o dispositivo de aquisição mais comum utilizado em câmeras atualmente, consistindo de uma matriz de células semicondutoras fotossensíveis que armazenam carga elétrica de acordo com a energia luminosa incidente. O sinal elétrico produzido é condicionado, produzindo na saída um Sinal Composto de Vídeo (SCV) analógico e monocromático (MARQUES-FILHO; VIEIRA-NETO, 1999).

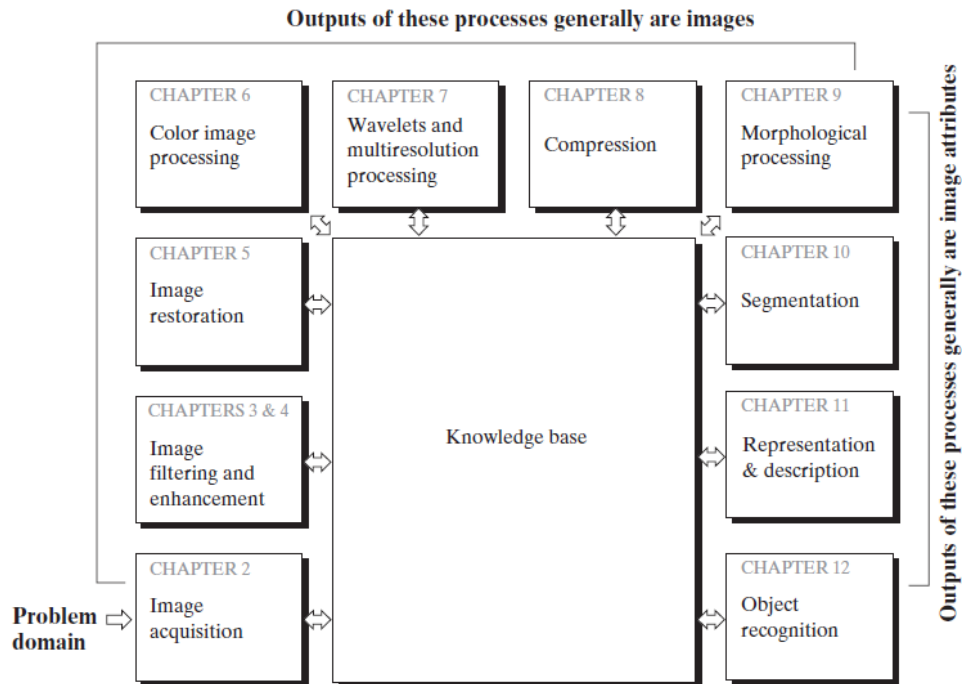


Figura 3 – Ideia geral das metodologias que podem ser aplicadas a imagens de acordo com sua finalidade.

Fonte: Gonzalez e Woods (2002)

Um conjunto de filtros de cor é utilizado para a decomposição da imagem nas componentes R (*red*), G (*green*) e B (*blue*) para obtenção de imagens coloridas. Cada componente é capturada por um CCD independente. Os sinais elétricos correspondentes a cada componente são combinados posteriormente conforme o padrão de cor utilizado. Já uma câmera CCD monocromática constitui-se basicamente do CCD com seus circuitos complementares e das lentes responsáveis por focalizar a imagem (MARQUES-FILHO; VIEIRA-NETO, 1999). Na Figura 4, é trazida uma representação esquemática de uma câmera CCD.

2.1.4 Calibração da câmera

A calibração trata-se de metodologias capazes de estabelecer parâmetro intrínsecos e extrínsecos, permitindo relacionar medidas de objetos da imagem, em *pixels*, com dimensões do mundo real (LOBAO; BAUCHSPIESS, 2003). Os parâmetros extrínsecos da câmera definem as operações de rotação e translação que relacionam o sistema de coordenadas da câmera com o sistema de coordenadas do mundo real, enquanto os parâmetros intrínsecos determinam o mapeamento de cada pixel como uma projeção dos raios de luz no sistema de coordenadas da câmera (BATISTA; ARAUJO; ALMEIDA, 1999).

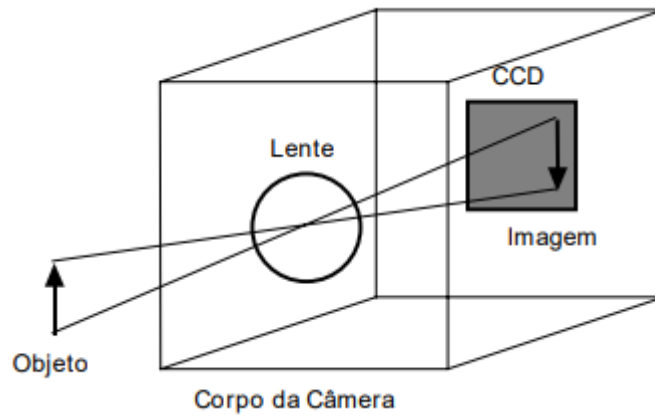


Figura 4 – Visão esquemática de uma câmera CCD.

Fonte: Marques-Filho e Vieira-Neto (1999)

2.1.5 Digitalização

Para chegar ao formato desejável para processamento digital por computador, o sinal analógico obtido na saída do CCD precisa ser submetido a discretização espacial e em amplitude. O processo de discretização espacial é chamado amostragem, enquanto o processo de discretização em amplitude denomina-se quantização (MARQUES-FILHO; VIEIRA-NETO, 1999).

Através do processo de amostragem a imagem analógica é convertida ao formato de uma matriz de M por N pontos, denominados *pixels* (MARQUES-FILHO; VIEIRA-NETO, 1999).

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1,N-1) \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

A resolução da imagem é proporcional à quantidade de *pixels* que a descrevem. Portanto, quanto maiores os valores de M e N , ou seja, o tamanho da matriz onde cada elemento representa um *pixel*, maior a resolução da imagem.

Já a quantização atribui a cada elemento da matriz um valor inteiro, na faixa de 0 a $2^n - 1$. A variável n representa o número de *bits* disponíveis para descrever cada elemento da matriz (MARQUES-FILHO; VIEIRA-NETO, 1999). Quanto maior o valor de n , maior a quantidade de níveis de cinza disponíveis pra descrever a imagem.

2.1.6 Propriedades de uma imagem digital

Uma imagem digital é uma imagem $f(x, y)$ discretizada tanto espacialmente quanto em amplitude (MARQUES-FILHO; VIEIRA-NETO, 1999). Uma imagem digital pode então ser vista como uma matriz cujas intersecções entre linhas e colunas identificam um ponto na

imagem, cujo valor corresponde ao nível de cinza da imagem naquele ponto. Para efeito de notação, uma imagem digital será indicada por $f(x, y)$. Quando nos referirmos a um *pixel* em particular, utilizaremos letras minúsculas, tais como p e q . Um subconjunto de *pixels* de $f(x, y)$ será indicado por S .

2.1.6.1 Vizinhança

Dado determinado *pixel* da imagem digital, pode aplicar a eles os conceitos de 4-vizinhança, vizinhança diagonal e 8-vizinhança.

Um *pixel* p de coordenadas (x, y) , tem 4 vizinhos horizontais e verticais, cujas coordenadas são $(x + 1, y)$, $(x - 1, y)$, $(x, y + 1)$ e $(x, y - 1)$. Os *pixels* horizontais e verticais de p formam a sua "4-vizinhança", denotada por $N_4(p)$. Os quatro vizinhos diagonais de p , de coordenadas $(x - 1, y - 1)$, $(x - 1, y + 1)$, $(x + 1, y - 1)$ e $(x + 1, y + 1)$, constituem a vizinhança diagonal $N_d(p)$. A união deste dois conjuntos de vizinhos dão origem à "8-vizinhança" de p , definida $N_8(p) = N_4(p) \cup N_d(p)$.

Os três tipos de vizinhança são ilustrados na Figura 5.

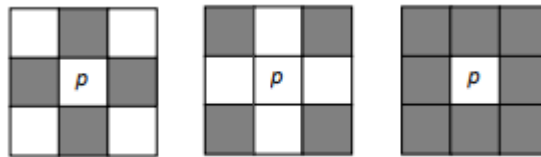


Figura 5 – Conceitos de 4-vizinhança, vizinhança diagonal e 8-vizinhança.

Fonte: Marques-Filho e Vieira-Neto (1999)

2.1.6.2 Conectividade

O conceito de conectividade entre *pixels* é o que torna possível estabelecer limites de regiões em uma imagem. A conectividade entre dois *pixels* é condicionada a dois fatores: a adjacência entre eles segundo algum critério de vizinhança e a similaridade entre suas intensidades (MARQUES-FILHO; VIEIRA-NETO, 1999).

2.1.6.3 Adjacência

A adjacência entre *pixels* está condicionada à existência de conectividade entre eles. De forma similar, dois subconjuntos são adjacentes se ambos possuírem algum *pixel* adjacente a algum *pixel* do outro subconjunto (MARQUES-FILHO; VIEIRA-NETO, 1999).

2.1.6.4 Caminho

Dois *pixels* pertencentes a uma imagem possuem caminhos que os relacionam. De acordo com Marques-Filho e Vieira-Neto (1999), um caminho de um *pixel* p de coordenadas

(x, y) a um *pixel* q de coordenadas (s, t) é uma sequência de *pixels* distintos de coordenadas: $(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$, onde:

$$(x_0, y_0) = (x, y)$$

$$(x_n, y_n) = (s, t)$$

$$(x_i, y_i) \text{ é adjacente a } (x_{i-1}, y_{i-1})$$

$$1 \leq i \leq n$$

n é denominado o comprimento do caminho.

2.1.6.5 Medições de distância

As distância entre dois *pixels* de uma imagem é mensurável (MARQUES-FILHO; VIEIRA-NETO, 1999). Dados os *pixels* p, q e z , de coordenadas (x, y) , (s, t) e (u, v) , respectivamente, define-se a função distância D , cujas propriedades são:

$$(i) D(p, q) \geq 0 \text{ (} D(p, q) = 0 \text{ se e somente se } p=q\text{);}$$

$$(ii) D(p, q) = D(q, p);$$

$$(iii) D(p, z) \leq D(p, q) + D(q, z).$$

A distância euclidiana, D_e , é dada por

$$D_e(p, q) = \sqrt{(x - s)^2 + (y - t)^2} \quad (2.2)$$

2.1.7 Operações lógicas

A imagens digitais podem ser manipuladas por meio de operações lógicas (booleanas). Esta aplicação se estende a qualquer tipo de imagem, sendo amplamente utilizadas no processo de limiarização. (MARQUES-FILHO; VIEIRA-NETO, 1999). São ilustradas na Figura 6, operações lógicas aplicadas a imagens binárias.

2.1.8 Morfologia matemática

A morfologia constitui-se de operações que manipulam a estrutura geométrica dos objetos de uma imagem, com objetivos diversos, como realce, filtragem, segmentação, detecção de bordas, esqueletização, afinamento, dentre outras. Consiste na transformação de um conjunto de pontos de uma imagem através de outro conjunto previamente definido, chamado elemento estruturante. A base da morfologia matemática é a teoria de conjuntos (MARQUES-FILHO; VIEIRA-NETO, 1999).

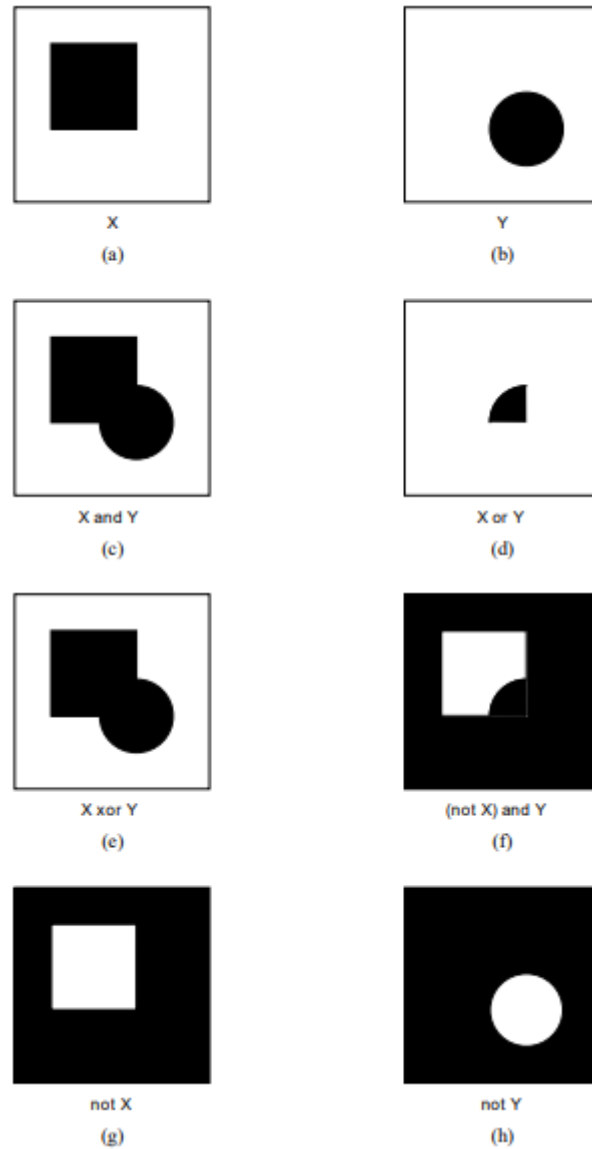


Figura 6 – Operações lógicas em imagens binárias.

Fonte: Marques-Filho e Vieira-Neto (1999)

2.1.9 Dilatação e erosão

2.1.9.1 Dilatação

Dados dois conjuntos A e B no espaço Z^2 , onde B é o elemento estruturante, e seja $\emptyset$ o conjunto vazio. A dilatação de A por B , $A \oplus B$, definida como:

$$A \oplus B = \{x | (\hat{B})_x \cap A \neq \emptyset\} \quad (2.3)$$

consiste na obtenção da reflexão de B sobre sua origem e depois deslocar esta reflexão de x . A dilatação de A por B resume-se, então, no conjunto de todos os x deslocamentos para os quais a interseção de $(\hat{B})_x$ e A inclui pelo menos um elemento diferente de zero (MARQUES-FILHO; VIEIRA-NETO, 1999). A operação de dilatação é ilustrada na figura 7.

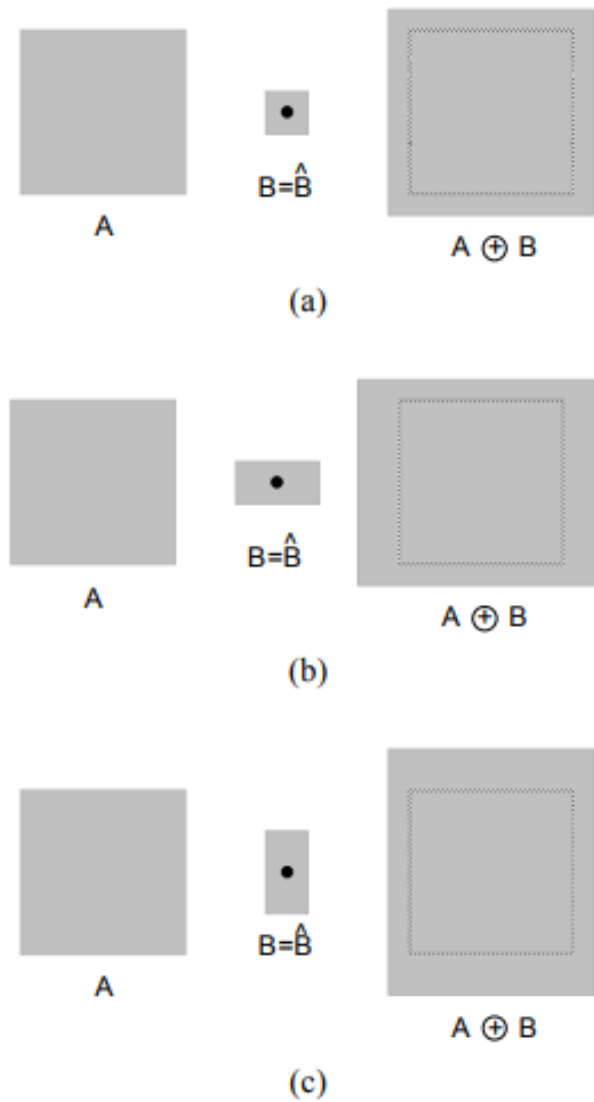


Figura 7 – Dilatação.

Fonte: Marques-Filho e Vieira-Neto (1999)

2.1.9.2 Erosão

Dados dois conjuntos A e B no espaço Z^2 , onde B é o elemento estruturante, a erosão de A por B , $A \ominus B$, definida como:

$$A \ominus B = \{x | (\hat{B})_x \subseteq A\} \quad (2.4)$$

resulta no conjunto de pontos x tais que B , transladado de x está contido em A . A dilatação e a erosão são operações duais entre si com respeito a complementação e reflexão segundo Marques-Filho e Vieira-Neto (1999), ou seja,

$$(A \ominus B)^C = A^C \oplus \hat{B}. \quad (2.5)$$

Exemplos da operação de erosão são trazidos na figura 8.

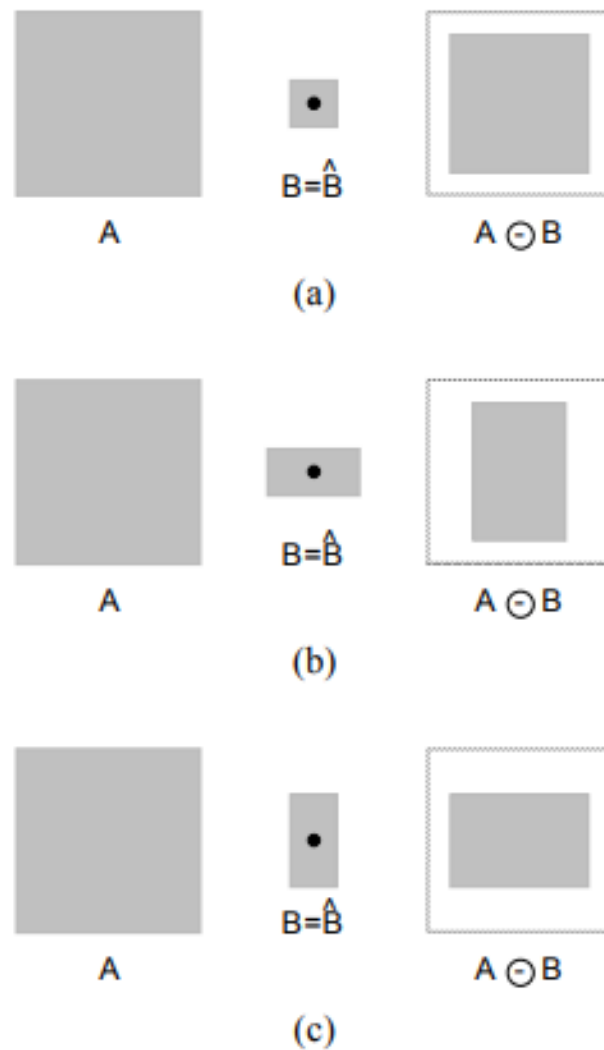


Figura 8 – Erosão.

Fonte: Marques-Filho e Vieira-Neto (1999)

2.1.10 Abertura e fechamento

Como visto na seção anterior, a dilatação expande uma imagem enquanto a erosão a encolhe. Além dessas temos outras duas operações morfológicas, denominadas abertura e fechamento. De acordo com Marques-Filho e Vieira-Neto (1999), a abertura em geral suaviza o contorno de uma imagem, quebra istmos estreitos e elimina proeminências delgadas. Já o fechamento funde pequenas quebras e alarga formas estreitas, elimina pequenos orifícios e preenche falhas de contorno.

A abertura de um conjunto A por um elemento estruturante B , denotada $A \circ B$, é definida como:

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (2.6)$$

o que equivale a dizer que a abertura de A por B é simplesmente a erosão de A por B seguida de

uma dilatação do resultado por B . Já na operação de fechamento do conjunto A pelo elemento estruturante B , denotado $A \bullet B$, a ordem se inverte conforme a equação a seguir:

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (2.7)$$

ou seja, o fechamento nada mais é do que a dilatação de A por B seguida da erosão do resultado pelo mesmo elemento estruturante B (MARQUES-FILHO; VIEIRA-NETO, 1999).

As operações de abertura e fechamento são ilustradas na figura 9.

2.1.11 O fluxo óptico

A obtenção do fluxo óptico objetiva estimar o campo de vetores de deslocamentos em um vídeo. Considerando-se uma imagem digital, o fluxo óptico pode ser entendido como estimativa da localização de um *pixels* após ele se deslocar e a que velocidade se deu este deslocamento. Seu cálculo pode ser feito por meio de cálculo diferencial e integral, minimização de erros, casamento de regiões, ou métodos baseados em energia e em fase. O conjunto dos métodos para obtenção do fluxo óptico podem ser separados em duas categorias: esparsos e densos. Os métodos ditos densos são os que obtêm o campo de fluxo óptico para todos os *pixels* da imagem enquanto os esparsos calculam o fluxo óptico apenas para alguns *pixels*. No caso de vídeos, que nada mais são do que uma sequência de imagens ordenadas, a velocidade instantânea e/ou deslocamentos discretos podem ser estimados (PATRUNI, 2015).

No caso do espaço bidimensional (2D) e acrescentando a variável de tempo t , um *pixel* localizado em (x, y, t) com intensidade $I(x, y, t)$ terá se deslocado $\Delta x, \Delta y$ e Δt entre dois *frames* consecutivos, assumindo que esses deslocamentos sejam pequenos, e impondo a primeira restrição de que as intensidades serão rigorosamente iguais nestes dois instantes, temos a equação:

$$I(x, y, t) = I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t) \quad (2.8)$$

Aproximando pela Série de Taylor:

$$I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t) = I(x, y, t) + \frac{1}{1!} * \left(\frac{\delta I \Delta x}{\delta x} + \frac{\delta I \Delta y}{\delta y} + \frac{\delta I \Delta t}{\delta t} \right) + \dots \quad (2.9)$$

Como é admitido que a intensidade não varia muito entre os instantes t e $t + \Delta t$, temos que:

$$\frac{\delta I \Delta x}{\delta x} + \frac{\delta I \Delta y}{\delta y} + \frac{\delta I \Delta t}{\delta t} = 0 \quad (2.10)$$

Dividindo tudo por Δt :

$$\frac{\delta I \Delta x}{\delta x \Delta t} + \frac{\delta I \Delta y}{\delta y \Delta t} + \frac{\delta I \Delta t}{\delta t \Delta t} = 0 \quad (2.11)$$

Reescrevendo as parciais $\frac{\Delta x}{\Delta t}$ com V_x e $\frac{\Delta y}{\Delta t}$ com V_y , com V_x e V_y representando as componentes de velocidade nas direções x e y respectivamente:

$$\frac{\delta I V_x}{\delta x} + \frac{\delta I V_y}{\delta y} + \frac{\delta I}{\delta t} = 0 \quad (2.12)$$

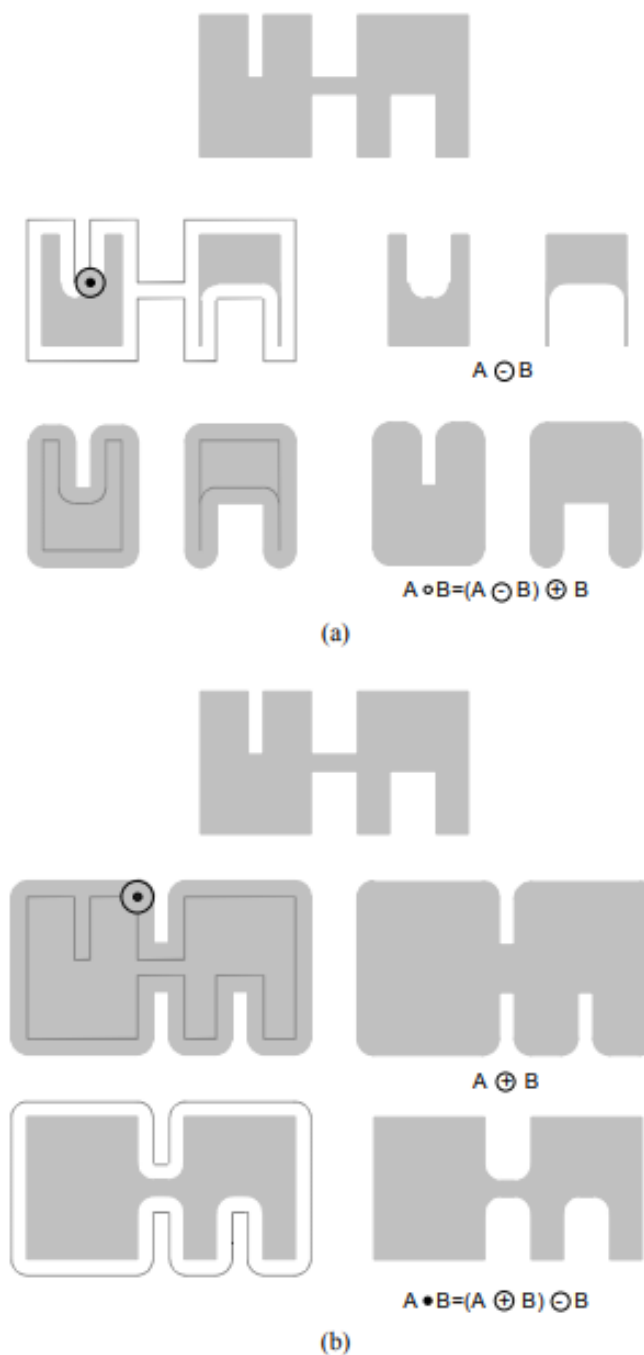


Figura 9 – Abertura e fechamento.

Fonte: Marques-Filho e Vieira-Neto (1999)

A ocorrência da equação acima, com duas incógnitas é conhecida como problema da abertura, e, de acordo com Patrui (2015), cada pesquisador aborda o problema com métodos, particularidades e restrições diferentes para medir o fluxo óptico.

3 METODOLOGIA

Com base no referencial teórico descrito no capítulo anterior, foi desenvolvido um sistema capaz de detectar veículos em uma estrada e calcular a velocidade média desses veículos dentro de uma faixa de medição pré-determinada. O diagrama de blocos do processo como um todo é mostrado na Figura 10.

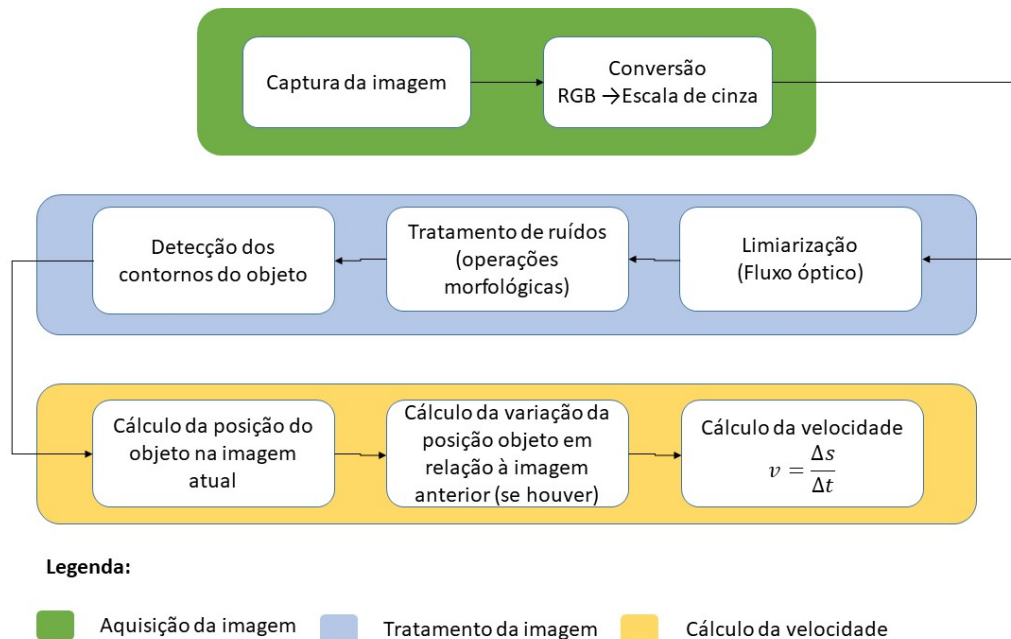


Figura 10 – Diagrama de blocos do processo.

Fonte: Elaborado pelo autor.

3.1 Aquisição de imagens

As imagens obtidas a partir de uma câmera instalada às margens de uma estrada estão no espaço de cor RGB¹. Porém, para a realização do processamento, foi feita a conversão para escala de cinza, conforme a Figura 11.

Esse escolha foi realizada devido aos seguintes fatores: (i) maior facilidade de processamento de imagens digitais em escala de cinza, já que neste caso o computador trata a imagem como uma única matriz bidimensional em que seus elementos representam, cada um, a intensidade do pixel ao qual correspondem. (ii) as cores presentes na imagem não são relevantes para o objetivo final do processo, visto que o interesse maior é a detecção dos objetos em movimento, não importando a sua cor.

¹ As imagens podem ser obtidas tanto em tempo real quanto a partir de cada *frame* de um vídeo realizado no local desejado.



Figura 11 – Imagem capturada (a) e convertida para escala de cinza (b).

Fonte: Elaborado pelo autor.

3.2 Tratamento da imagem

O tratamento de imagem, também chamado de processamento de imagem, visa preparar a imagem de maneira a obter os dados desejados por um algoritmo. Nesse caso, a primeira etapa, após ter uma imagem em escala de cinza, é detectar/identificar um veículo na estrada. Para tal, considera-se que, na região selecionada, o objeto de maior velocidade será um veículo, quando ele passar por ela. Assim, escolheu-se o algoritmo Fluxo Óptico, descrito na Seção 2.1.11.

O fluxo óptico implementado no OpenCV ² retorna uma imagem em escala de cinza, onde os *pixels* mais intensos (mais próximos do branco) indicam a ocorrência de deslocamento de objeto presente em dois *frames* consecutivos. Um exemplo de resultado pode ser observado na Figura 12, na qual está descrito o fluxo óptico relativo ao *frame* representado na Figura 11 e ao *frame* instantes anteriores. Dessa forma, nota-se que os pontos correspondentes ao veículo são *pixels* com maior intensidade.

A partir desse resultado, é possível passar para a segunda etapa: a limiarização. Esse é o processo responsável por binarizar a imagem, ou seja: todos os *pixels* resumem-se em intensidade mínima ou máxima, sendo os *pixels* de intensidade máxima aqueles que representam

² Open Computer Vision Library: biblioteca multiplataforma para o desenvolvimento de aplicações na área de visão computacional, livre ao uso acadêmico e comercial.



Figura 12 – Cálculo do fluxo óptico.

Fonte: Elaborado pelo autor.

a região de interesse da imagem. sendo assim, foi necessário definir um valor de limiar para as imagens obtidas após o cálculo do fluxo óptico, baseando-se na média entre todos os valores de intensidade da imagem formada anteriormente.

O resultado da limiarização é mostrado na Figura 13. Note que os *pixels* com intensidade superior à média receberam valor máximo (cor branca) e os de tonalidade inferior receberam valor mínimo (cor preta).



Figura 13 – Resultado da limiarização.

Fonte: Elaborado pelo autor.

A terceira etapa do processamento visa eliminar objetos ou partes de elementos indesejados. Esses objetos podem aparecer na imagem limiarizada devido ao movimento de algum pequeno objeto na cena ou mesmo por ocasião de vibrações da câmera, de modo que a imagem fique instável.

Como esses elementos aparecem, normalmente, em forma de manchas relativamente pequenas na imagem, foi feita uma erosão na imagem, de modo que objetos muito pequenos fossem eliminados da imagem, conforme apresentado na Figura 14.

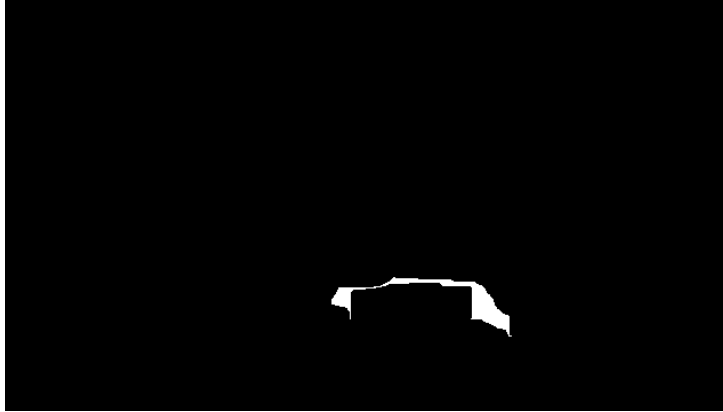


Figura 14 – Resultado da erosão da imagem.

Fonte: Elaborado pelo autor.

A erosão, porém, além do desaparecimento de objetos pequenos, causa ainda a diminuição do tamanho dos objetos maiores, neste caso, o objeto de interesse. Para compensar essa diminuição, foi realizada a operação de dilatação na imagem, utilizando-se o mesmo elemento estruturante do processo de erosão. A operação de erosão seguida de dilatação é chamada de abertura e o resultado do processo é mostrado na Figura 15.



Figura 15 – Resultado da dilatação da imagem após ter sido realizada a erosão.

Fonte: Elaborado pelo autor.

3.3 O cálculo da velocidade

Por fim, após o processamento da imagem, busca-se realizar o cálculo da velocidade do veículo detectado. Como esse veículo pode ser visto por um conjunto de pontos brancos aglomerados, conforme a Figura 15. O centro de massa dessa região é considerado como sendo a posição do objeto na imagem e suas coordenadas são obtidas da seguinte forma:

$$x_c = \frac{\sum I(i, j) * j}{\sum I(i, j)} \quad (3.1)$$

$$y_c = \frac{\sum I(i, j) * i}{\sum I(i, j)} \quad (3.2)$$

Para o cálculo da velocidade, é necessário relacionar a variação da posição do veículo na imagem com a variação do objeto no mundo real tridimensional. Assim, visando facilitar os cálculos, a câmera foi instalada exatamente de frente para as margens de uma estrada, cujo comprimento de pista determinado para as medições é conhecido. Essa configuração permite estimar a medida, em metros, do mundo real à qual cada *pixel* da imagem corresponde, por exemplo, fazendo uma porcentagem com base no comprimento real da estrada, D e a quantidade q de colunas da matriz que descreve essa região, como indicado na Figura 16. Portanto, a constante M , responsável por converter as medidas de *pixels* para metros é obtida de maneira simplória por meio da Equação 3.3.

$$M = \frac{D}{q} \quad (3.3)$$

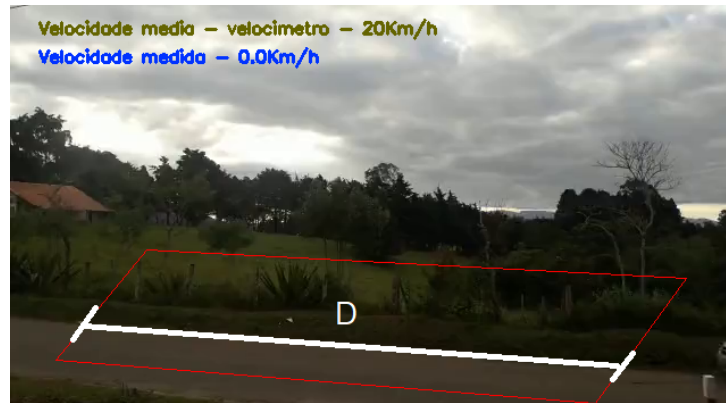


Figura 16 – Região de medição da velocidade.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Dessa maneira, a posição do veículo é extraída a cada *frame* capturado pela câmera, caso o mesmo seja detectado. Se o veículo é detectado em dois *frames* consecutivos, a variação ΔS de sua posição pode ser obtida por:

$$\Delta S = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}, \quad (3.4)$$

onde x_1 e y_1 são as coordenadas da posição do veículo no *frame* 1; e x_2 e y_2 são coordenadas da posição do veículo no *frame* 2.

Obtida a variação da posição do veículo entre dois *frames* consecutivos, é necessário obter o tempo decorrido durante o deslocamento, que está relacionado com o tempo gasto para

capturar e processar as imagens, podendo ser obtido por:

$$\Delta t = \frac{1}{fps} [s] \quad (3.5)$$

Por fim, a velocidade v do veículo pode ser obtida em m/s por:

$$v = \frac{\Delta S}{\Delta t} \cdot M. \quad (3.6)$$

4 RESULTADOS

4.0.1 Resultados das etapas propostas

Os experimentos para extração dos resultados foram realizados em um ambiente controlado, sem tráfego de veículos, de modo que fosse possível locomover o veículo com velocidades desejadas para estabelecimento de resultados esperados. A imagem do cenário, juntamente com a região de interesse da imagem pode ser vista na Figura 17. Cabe relatar que, devido a essas considerações, o processo de calibração da câmera, determinação dos parâmetros extrínsecos e intrínsecos, não foi necessário ser realizado.



Figura 17 – Cenário de realização do experimento. A região de interesse da imagem está delimitada por linhas vermelhas.

Fonte: Elaborado pelo autor.

O processo de detecção do veículo em movimento pelo fluxo óptico retornou resultados esperados quanto à indicação dos pontos da imagem onde houve deslocamento, como pode ser visto na Figura 19.

Como esperado, houve a ocorrência de elementos indesejados na imagem. Esses elementos ocorrem com maior intensidade em *frames* nos quais não há a presença do veículo em movimento, como apresentado na Figura 18(a). A operação de abertura da imagem, erosão seguida da operação de dilatação, eliminou os elementos indesejados, conforme na Figura 18(b). Porém os contornos do objeto de interesse, quando presente, não ficaram bem definidos, como demonstrado na Figura 20, embora se mantivesse na mesma posição do objeto na imagem inicial.

Ocorridos os processos de limiarização e tratamento dos ruídos, pode então ser calculada a posição central do objeto na imagem. As coordenadas são dadas pelas Equações 3.1 e 3.2. O ponto calculado pode ser observado na Figura 20(b). Nota-se que, visualmente o centro de massa calculado é fiel à posição do veículo na imagem. Após os cálculos da posição em todos os *frames* ocupados pelo veículo, pode-se notar que a trajetória traçada na imagem é fiel à trajetória real do veículo, conforme demonstra a Figura 21.



Figura 18 – (a) Ocorrência de elementos indesejados na ausência de veículos. (b) Resultados da aplicação da limiarização e da operação de abertura na imagem anterior.

Fonte: Elaborado pelo autor.



Figura 19 – Detecção do veículo em movimento pelo fluxo óptico.

Fonte: Elaborado pelo autor.

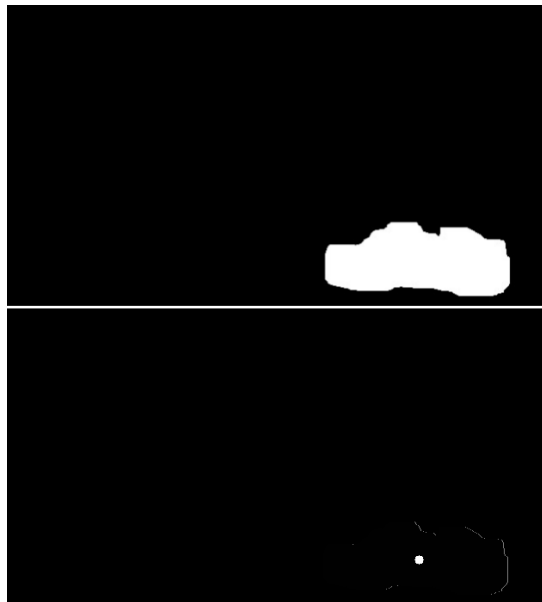


Figura 20 – (a) Limiarização seguida de abertura. (b) Marcação do ponto central do veículo detectado.

Fonte: Elaborado pelo autor.



Figura 21 – Trajetória do veículo ao longo da região de interesse.

Fonte: Elaborado pelo autor.

4.1 Análise das velocidades medidas

Uma câmera foi instalada às margens de uma estrada, onde um veículo fez o percurso de 12 metros, sendo esse o parâmetro D da Equação 3.3.

Buscou-se manter o veículo em velocidade constante, ou o mais próximo possível disto, para que fosse possível ter um valor coerente de velocidade. Foram testadas as velocidades médias de 20km/h, 40km/h e 60km/h, sendo que o processo foi repetido 10 vezes para cada velocidade. O percurso foi cronometrado para fins de obtenção de valores de velocidade calculados, servindo de comparação e validação dos resultados, conforme as Tabelas 1, 2 e 3.

Tabela 1 – Experimentos realizados a 20km/h.

Experimento	Tempo [s]	Vel. esperada [km/h]	Vel. medida [km/h]
1	2,19	19,73	20,41
2	2,03	21,28	21,20
3	1,87	23,10	22,75
4	1,91	22,62	21,75
5	1,82	23,74	23,57
6	2,00	21,60	21,15
7	2,07	20,87	20,95
8	1,94	22,27	20,26
9	2,03	21,28	20,06
10	2,00	21,60	20,68

Tabela 2 – Experimentos realizados a 40km/h.

Experimento	Tempo [s]	Vel. esperada [km/h]	Vel. medida [km/h]
1	1,22	35,41	40,31
2	1,19	36,30	40,19
3	1,15	37,57	40,80
4	1,09	39,63	38,36
5	1,15	37,57	41,64
6	1,10	39,27	44,35
7	1,06	40,75	42,17
8	1,15	37,57	39,09
9	1,22	35,41	40,06
10	1,16	37,24	43,65

Analisando os valores de velocidade calculados e medidos, nota-se que os valores medidos ficaram muito próximos dos calculados, conforme as Figuras 22, 23 e 24.

Tabela 3 – Experimentos realizados a 60km/h.

Experimento	Tempo [s]	Vel. esperada [km/h]	Vel. medida [km/h]
1	0,75	57,60	57,81
2	0,75	57,60	54,84
3	0,75	57,60	59,49
4	0,78	55,38	58,12
5	0,75	57,60	58,94
6	0,72	60,00	60,76
7	0,84	51,43	55,75
8	0,75	57,60	55,97
9	0,72	60,00	58,18
10	0,72	60,00	57,96

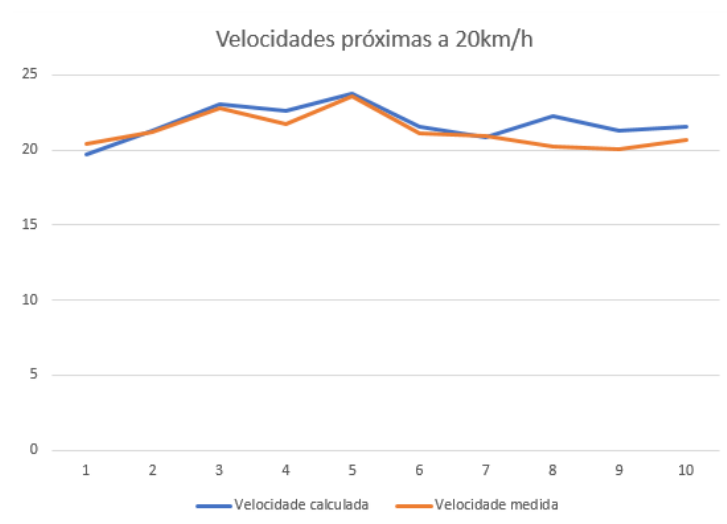


Figura 22 – Comparação entre velocidades de 20 km/h calculadas e medidas.

Fonte: Elaborado pelo autor.

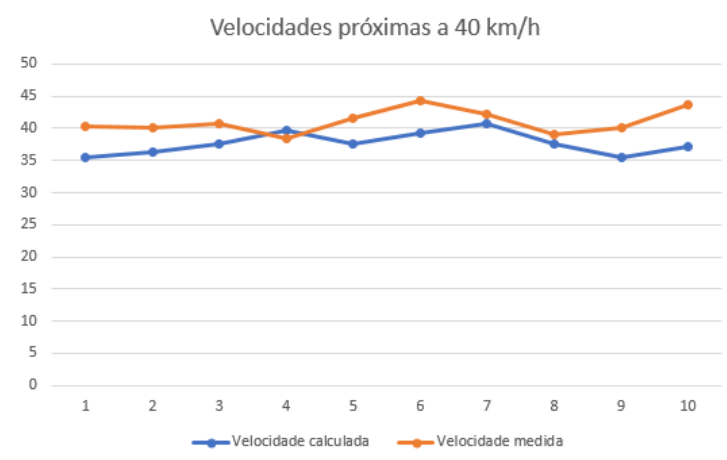


Figura 23 – Comparação entre velocidades de 40 km/h calculadas e medidas.

Fonte: Elaborado pelo autor.

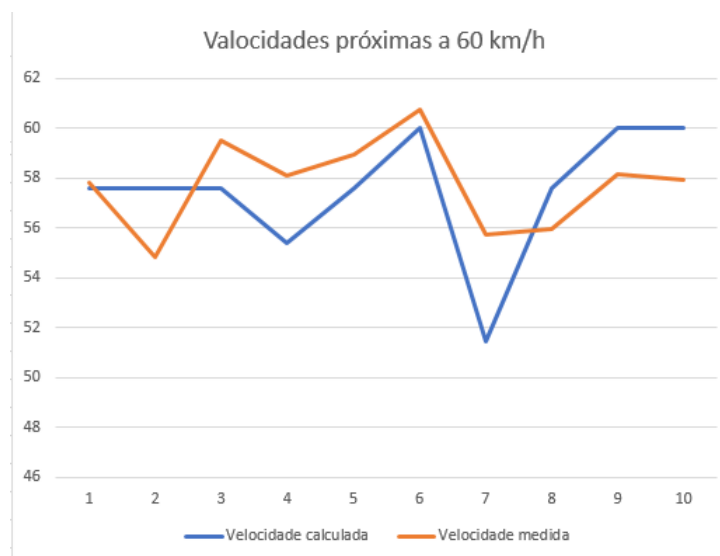


Figura 24 – Comparação entre velocidades de 60 km/h calculadas e medidas.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Nota-se que a cada experimento há uma pequena variação entre as velocidades calculadas e medidas. Isso pode ser devido à imprecisão do velocímetro do veículo, utilizado como base de velocidade ao deslocar o veículo no trajeto do experimento, e pela dificuldade da manutenção de uma velocidade constante, embora isso tenha sido almejado durante os testes.

Observa-se maior discrepância entre os valores calculados e medidos para as velocidades próximas a 60 km/h, mostradas no gráfico da Figura 24. Uma hipótese para justificar tal fato pode ser atrelada à maior dificuldade de cronometrar externamente o tempo de percurso do veículo em velocidades maiores.

Os valores médios calculados e medidos são mostrados na Tabela 4. O maior erro médio calculado ocorreu para as velocidades próximas a 40 km/h e foi de 3,39 km/h. Já as faixas de 20 e 60 km/h apresentaram erros médios menores de 0,53 km/h e 0,30 km/h, respectivamente.

Tabela 4 – Valores médios calculados e medidos.

Faixa de velocidade [km/h]	Média calculada [km/h]	Média medida [km/h]
20	21,81	21,28
40	37,67	41,06
60	57,48	57,78

É plausível atrelar parte dos erros à ausência de um método sofisticado para levantamento exato da relação entre a posição do objeto no mundo real tridimensional e a sua posição no plano da imagem, porém, mesmo com essa imprecisão, os erros estão dentro da faixa de variação permitida de lei, que é de, pelo menos 7%.¹.

No experimento foi possível alcançar valores de velocidade próximos aos reais, levando em consideração apenas o deslocamento do veículo em duas dimensões devido ao posicionamento da câmera. Sendo assim, o algoritmo implementado não se aplica para a medição da velocidade de dois veículos ou mais simultaneamente. Embora possam ser detectados mais de um veículo por vez, não foi implementado um algoritmo de rastreamento capaz de descrever a trajetória de cada veículo em particular.

¹ Segundo consta no Anexo II da Resolução 396/11 do Conselho Nacional de Trânsito, a velocidade considerada de um veículo é, pelo menos, 7% menor do que a medida obtida pelo equipamento de fiscalização eletrônica. A tolerância de 7% é o percentual mínimo, sendo que este varia dependendo da faixa de velocidade. Para velocidades menores que 100km/h a tolerância é fixa, de 7km/h

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS E TRABALHOS FUTUROS

Com base nos estudos realizados e na análise dos resultados qualitativos e quantitativos apresentados, foi desenvolvido um sistema capaz de detectar um objeto em movimento dentro de uma sequência de imagens e calcular sua velocidade dentro de uma região de interesse de dimensões conhecidas. De tal modo o objetivo geral deste trabalho foi alcançado.

O método do fluxo óptico como parâmetro para a limiarização e, conseqüentemente, detecção de objetos em movimento mostrou-se eficiente, embora tenha apresentado elementos indesejados ao longo do processo. Esse problema, no entanto, foi contornado com sucesso pela operação morfológica de erosão, que eliminou os elementos indesejados da imagem, seguida da dilatação, que foi responsável por reconstituir parte dos *pixels* que compunham o objeto e que foram eliminados anteriormente pela erosão.

O método proposto para definir a posição do objeto na imagem como sendo o centro de massa da imagem limiarizada também mostrou desempenho bastante satisfatório, como pôde ser observado na Figura 21. Porém a obtenção da correspondência entre as coordenadas do mundo real tridimensional e as coordenadas da imagem bidimensional é um fator que precisa ser melhor trabalhado no futuro. Isto se deve ao fato de que a forma como foi feita neste trabalho só é válida nas condições aqui descritas.

Quanto à eficiência na medição da velocidade, pela análise apresentada foi possível observar que as curvas de valores medidos ficaram próximas às curvas de valores calculados esperados. O erro médio para 20, 40 e 60km/h foi, respectivamente, 2,43%, 8,99% e 0,52%. De modo que podemos afirmar que os valores medidos são coerentes dentro do que foi proposto.

Apesar da implementação voltada para a extração da velocidade de veículos, cabe ressaltar que o processo também é aplicável a outras situações nas quais haja o interesse da obtenção da velocidade de objetos visíveis, devido ao fato dos veículos serem detectados não por classificação, mas apenas por estarem em movimento na sequência de imagens.

Para trabalhos futuros, além do aprimoramento da técnica para obtenção da correspondência exata entre as coordenadas do mundo real tridimensional e as coordenadas da imagem bidimensional, já citada anteriormente, pode-se trabalhar na implementação de um algoritmo de rastreamento capaz de registrar a trajetória de mais de um veículo por vez, possibilitando a medição da velocidade de múltiplos objetos simultaneamente.

Para afinar a detecção de diferentes tipos de veículos, pode-se implementar algoritmos de reconhecimento de padrões baseados, por exemplo, em inteligência artificial. Assim, seria possível a classificação de objetos, como, por exemplo, veículos de grande ou pequeno porte, motocicletas, pedestres, entre outros.

Com relação à velocidade, seria ainda necessário realizar a validação do sistema com base em um procedimento padronizado e aceito pelo Instituto Nacional de Metrologia (INMETRO), para, em seguida, proceder à instalação do sistema para obtenção de dados de medição de velocidade em tempo real.

REFERÊNCIAS

BATISTA, J.; ARAUJO, H.; ALMEIDA, A. de. Iterative multistep explicit camera calibration. *Robotics and Automation, IEEE Transactions on*, 1999. v. 15, p. 897 – 917, 11 1999. Citado na página 26.

BRANDAO, L. *Medidores eletrônicos de velocidade: uma visão da engenharia para implantação*. Perkins, 2006. (Manual teórico-prático). ISBN 9788599962015. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=2GgXAAAACAAJ>>. Citado na página 19.

CHEQUER, C. J.; MELLO, E. P. de. Equipamentos redutores de velocidade e seu efeito sobre os acidentes nas rodovias federais. 2009. Citado na página 19.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. *Digital Image Processing*. 2. ed. New Jersey: Prentice Hall, 2002. Citado 4 vezes nas páginas 23, 24, 25 e 26.

IBRAHIM, O.; ELGENDY, H.; ELSHAFFEE, A. Speed detection camera system using image processing techniques on video streams. *International Journal of Computer and Electrical Engineering*, 2011. v. 3, p. 771–778, 2011. Citado na página 21.

LIN, H.; LI, K.; CHANG, C. Vehicle speed detection from a single motion blurred image. *Science Direct, Image and Vision Computing.*, 2008. p. 1327–1337, 2008. Citado na página 21.

LOBAO, F. S.; BAUCHSPIESS, A. Automação de calibração de câmeras de baixo custo para uso em visão computacional. *VI SBAI – Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente*, 2003. 2003. Citado na página 26.

LOPES, D. L.; SANTOS, V. dos; BASTOS, J. V. S. Avaliação de tecnologias alternativas de detecção veicular para scoot. 2016. 2016. Disponível em: <<http://www.cetsp.com.br/media/501208/nt-248.pdf>>. Citado na página 20.

MARENGONI, M.; STRINGHINI, D. Tutorial: Introdução à visão computacional usando opencv. *Universidade Presbiteriana Mackenzie*, 2009. 2009. Citado na página 21.

MARQUES-FILHO, O.; VIEIRA-NETO, H. *Processamento Digital de Imagens*. Rio de Janeiro: Brasport, 1999. ISBN 8574520098. Citado 10 vezes nas páginas 25, 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32, 33 e 34.

MASSAU, G. C.; ROSA, R. G. da. Acidentes de trânsito e direito à saúde: prevenção de vidas e economia pública. *Rev Direito Sanit*, 2016. 2016. Citado na página 19.

MING, S. H. Fiscalização eletrônica do trânsito. 2006. 2006. Disponível em: <<http://www.sinaldetransito.com.br/artigos/fiscalizacao-eletronica-do-transito.pdf>>. Citado 2 vezes nas páginas 19 e 20.

MURRAY, C. J.; LOPEZ, A. D. Alternative projections of mortality and disability by cause 1990–2020: Global burden of disease study. *The Lancet*, 1997. v. 349, n. 9064, p. 1498 – 1504, 1997. ISSN 0140-6736. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0140673696074922>>. Citado na página 19.

PATRUNI, I. F. *Detecção de intrusão utilizando fluxo óptico e histograma de gradientes horizontados*. Dissertação (Mestrado) — Universidade do Estado de Santa Catarina, Joinville, Agosto 2015. Citado 2 vezes nas páginas 33 e 34.

RAD, A. G.; DEHGHANI, A.; KARIM, M. R. Vehicle speed detection in video image sequences using cvs method. *International Journal of Physical Sciences*, 2010. v. 5, 12 2010. Citado na página 21.

SOUSA, M. C. de. *Fiscalização Eletrônica: Análise da eficácia na redução dos acidentes de trânsito - uberlândia 2004 a 2006*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, Maio. 2008. Citado na página 19.

WU, J. et al. An algorithm for automatic vehicle speed detection using video camera. *4th International Conference on Computer Science & Education.*, 2009. 2009. Citado na página 21.

YABO, A. et al. Vehicle classification and speed estimation using computer vision techniques. *Buenos Aires: Semana del Control Automático – 25º Congreso Argentino de Control Automático. Universidad Nacional de Quilmes.*, 2016. 2016. Citado na página 21.