

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/328293125>

# AVALIAÇÃO DE UM MÉTODO PARA DETECÇÃO AUTOMÁTICA DE EIXOS DE CAMINHÕES EM IMAGENS

Conference Paper · November 2017

---

CITATIONS  
0

READS  
81

2 authors:



Natália Ribeiro Panice

University of São Paulo

1 PUBLICATION 0 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)



André Luiz Cunha

University of São Paulo

53 PUBLICATIONS 115 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)

Some of the authors of this publication are also working on these related projects:



Traffic Data Analysis [View project](#)



Impact of trucks on Brazilian highways traffic [View project](#)



## AVALIAÇÃO DE UM MÉTODO PARA DETECÇÃO AUTOMÁTICA DE EIXOS DE CAMINHÕES EM IMAGENS

Natália Ribeiro Panice

André Luiz Cunha

Universidade de São Paulo

Escola de Engenharia de São Carlos

### RESUMO

Este trabalho está baseado em uma pesquisa de mestrado em andamento e apresenta como objetivo segmentar o caminhão e detectar seus eixos, através da aplicação de técnicas de processamento de imagens em vídeos coletados em balança rodoviária móvel. A classificação dos caminhões quanto ao número de eixos é de extrema importância para a Engenharia de Transportes, pois fornece dados significativos dos veículos de projeto, os quais mostram algumas características do local estudado. Para isso, em uma primeira análise foram processadas e avaliadas dezessete imagens de caminhões com base no método proposto fundamentado na delimitação da ROI (do inglês, *Region of Interest*), na segmentação do veículo e na detecção dos eixos. De forma geral, é possível afirmar que os resultados foram positivos considerando que alguns testes ainda estão sendo realizados. O nível de precisão do programa foi de 83,3%, o que mostra uma consistência nos resultados, e de acurácia, 58,8%.

### ABSTRACT

This paper is based on an ongoing master's degree research and aims to segment trucks and detect axles through the application of image processing techniques in videos collected in a mobile road weighing scale. The truck axle classification is extremely important to Transportation Engineering area because it provides meaningful data about vehicle design, which shows some characteristics of the place of study. Therefore, in a first analysis we studied and evaluated seventeen truck images based on the delimitation of the Region of Interest (ROI), in vehicle segmentation and axle detection. In general, it is possible to say that the results were positive, considering that there are still more tests to be performed. The precision level of the program was 83.3%, showing consistency in the results, and an accuracy of 58.8%.

### 1. INTRODUÇÃO

De maneira geral, os projetos de Engenharia avaliam a situação mais desfavorável com o objetivo de evitar ou minimizar possíveis falhas. Na Engenharia de Transportes não é diferente. Em projetos de engenharia de tráfego, de pavimentos e de geometria de vias, o fator de maior destaque é a caracterização do veículo de projeto. A partir de estudos de tráfego, é definido o veículo típico segundo suas dimensões, peso e desempenho. Com base na definição do DENATRAN [2010], os veículos registrados e licenciados contidos na legislação brasileira são classificados em leves e pesados. Os veículos leves causam muito menos avarias ao pavimento e menos problemas no tráfego quando comparados aos pesados. Os veículos pesados desgastam o pavimento com maior facilidade e em menor tempo, e possuem pior desempenho, com perda de velocidade em aclives acentuados causando lentidão no tráfego.

O caminhão possui basicamente quatro tipos de eixos e limites de pesos [DENATRAN, 1998]: (1) isolado de rodagem simples – limite de até 6 t; (2) isolado de rodagem dupla – até 10 t; (3) duplo de rodagem dupla e suspensão em tandem – até 17 t; e (4) triplo de rodagem dupla e suspensão em tandem – até 25,5 t. É necessário identificar o tipo de eixo ou conjunto de eixos para conhecer o limite de peso de um caminhão. Existe uma tolerância aplicada sobre o limite legal do peso por eixo e sobre o limite legal do PBT (Peso Bruto Total) ou PBTC (Peso Bruto Total Combinado), porém mudanças foram feitas na legislação no decorrer dos anos. Em 2015, novas resoluções foram regulamentadas no sentido do aumento dos limites de pesos, o que afeta diretamente a vida útil do pavimento. Fernandes Junior [1994] chama a atenção sobre não existir uma relação direta entre o PBTC e o desempenho do pavimento, ou



seja, a deterioração está mais ligada à carga por eixo. Assim, se o veículo estiver pesado não significa que ele será danoso ao pavimento, desde que a carga total esteja distribuída adequadamente entre os eixos do veículo. Atualmente, a Lei nº 13.103/2015 [Brasil, 2015] e a Resolução nº 526/2015 [DENATRAN, 2015] especificam as tolerâncias de pesos: 5% sobre o limite de PBT ou PBTC e 10% sobre os limites de peso por eixo, como forma de assegurar qualquer incerteza de medição da balança. De modo geral, as leis que regulamentam os pesos e as dimensões dos veículos pesados visam reduzir o impacto provocado pelo tráfego.

A necessidade de se caracterizar a frota de veículos pesados em uma região é evidente em qualquer esfera da Engenharia de Transportes e pode ser realizada com base na pesagem. A pesagem é fortemente ligada à identificação e a contagem de eixos e existem algumas formas para fazer isso: sistemas de detecção de eixos por esforço mecânico (tubo pneumático, sistema acústico, sensores de fibra ótica, sensores piezoelétricos, perfil de borracha condutiva), barreiras *laser*, polígono *scanner laser*, sensores indutivos, sistemas de processamento de vídeos/imagens. Simoni [2008] propôs um sistema de contagem de eixos de veículos utilizando sensoriamento indutivo no pavimento. Porém, esse tipo de sistema intrusivo, além de possuir a necessidade de intervenção no tráfego para a instalação do sensor na infraestrutura viária, apresenta desvantagens quanto ao custo de instalação e manutenção, assim como vida útil limitada. Já sistemas que utilizam imagens, apesar de ser um grande desafio científico e tecnológico para a Engenharia de Transportes, uma vez que as pesquisas nessa área são recentes e ainda não existem resultados satisfatórios [Frenze, 2002; Yao *et al.*, 2016], tem um custo inferior aos anteriormente citados e sua instalação não danifica o pavimento, pois para obter imagens do tráfego uma câmera é suficiente. Além da pesagem, na qual a soma dos pesos por eixos e cada peso individualmente definem se o veículo será liberado ou retido para autuação, o eixo também tem importância indispensável nos projetos de pavimentos, já que a carga que atua no ponto que um eixo passa é determinante para o dimensionamento das camadas do pavimento; na operação e manutenção das rodovias a vida útil do pavimento é comprometida pelo sobrepeso dos veículos rodoviários de carga; no pedágio, é a quantidade de eixos que determina o valor a ser pago; e até mesmo na segurança, pois um veículo que carrega excesso de carga pode causar algum acidente devido à perda de material transportado ou por problemas mecânicos.

A partir dessas considerações, este trabalho traz como meta avaliar um método de detecção de eixos de caminhões em imagens. Para atingir essa meta, dois objetivos foram definidos: (1) segmentar a imagem de forma a separar o caminhão do fundo da imagem e (2) aplicar uma técnica que permita a identificação dos eixos.

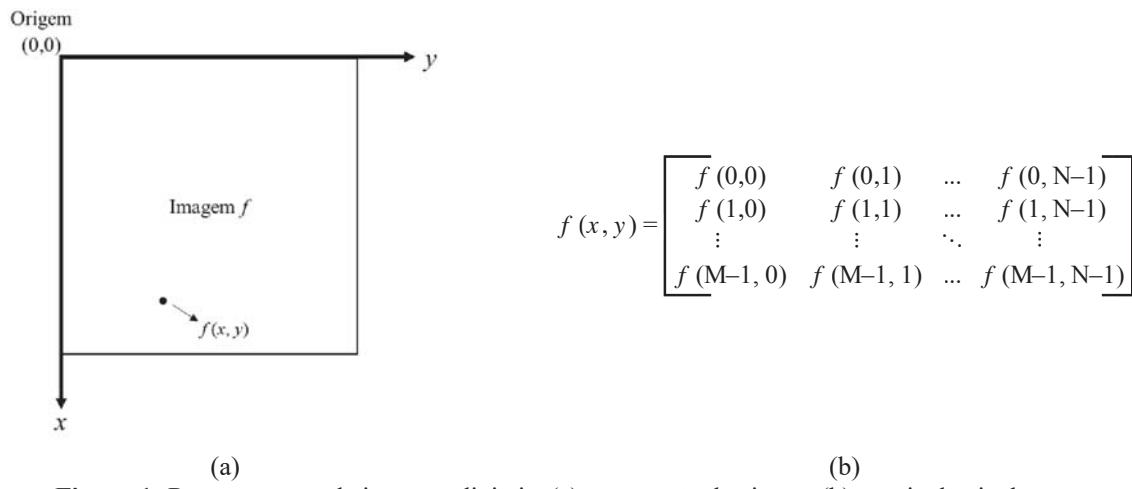
## 2. REVISÃO TEÓRICA

### 2.1. Imagem digital

Uma imagem pode ser representada por uma função bidimensional  $f(x, y)$ , na qual  $x$  e  $y$  são as coordenadas no plano, e o valor de  $f$  em qualquer par de coordenadas  $(x, y)$  é chamado de intensidade ou nível de cinza naquele ponto. Em imagens coloridas, a intensidade de um determinado ponto é dada pela superposição de três valores em um determinado espaço de cor. Uma imagem digital é caracterizada por valores finitos e discretos de  $(x, y)$  e de  $f$ . Imagens digitais são formadas por elementos com localização e valor específicos dentro de uma matriz, chamados de elementos de imagem, elementos pictóricos, pels ou pixels. O valor de cada pixel é relacionado com o brilho do ponto correspondente na cena. [Gonzalez e Woods, 2010; Nixon e Aguado, 2008].



O mapa de bits define o tamanho da imagem em número de pixels ao longo da largura e da altura da mesma. Quanto mais pixels distribuídos na imagem (ou quanto mais pixels por polegada – PPI, do inglês, *Pixels per Inch*) melhor será a sua resolução. Nota-se também que resoluções menores do pixel contribuem com uma melhor qualidade da imagem, ou seja, quanto mais pixels por polegada, melhor é o resultado impresso. Todavia, quanto mais informação, mais espaço de armazenamento será necessário. A partir disso, é preciso saber combinar o tamanho digital do arquivo com a qualidade da imagem. A Figura 1(a) mostra a convenção de eixos para imagens utilizada em Processamento de Imagens e a Figura 1(b), a matriz de pixels que formam uma imagem digital.



**Figura 1:** Representação de imagens digitais: (a) convenção de eixos e (b) matriz de pixels

A matriz de pixels geralmente é representada por  $M \times N$  pixels de  $m$ -bits, em que  $M$  é o número de linhas,  $N$  é o número de colunas e  $m$  o número de valores possíveis de brilho fornecido em um intervalo de  $2^m$  valores que varia de 0 a  $2^m - 1$ . Por exemplo, uma imagem com 8 bits apresenta até 256 ( $= 2^8$ ) níveis de brilho, sendo 0 o preto e 255 o branco e os valores intermediários são tons de cinza. Da mesma forma, uma imagem de 1 bit apresenta 2 ( $= 2^1$ ) níveis de cinza, ou seja, o 0 como preto e o 1 como branco, caracterizando uma imagem binária [Nixon e Aguado, 2008].

## 2.2. Operadores em imagens

Algumas técnicas de Processamento de Imagens e Visão Computacional foram aplicadas no vídeo para a obtenção dos resultados. Esta seção se concentra em técnicas que promovem a segmentação do objeto de estudo (*foreground*). A segmentação é o processo que divide uma imagem em partes e o nível de segmentação vai depender do problema a ser resolvido. A qualidade da imagem influencia o processo de segmentação. Essencialmente, pode ter como base as fronteiras e as regiões de uma imagem: as fronteiras são linhas, cantos, curvas e indicam onde ocorrem descontinuidades; e as regiões indicam os pixels que possuem similaridade. Também existe a segmentação através da detecção de ponto isolado. Um resultado favorável acontece quando os pixels da mesma categoria (com escala de cinza similar) formam uma região conectada e se diferenciam dos pixels vizinhos (com diferentes valores de cinza). As técnicas de segmentação são muito úteis no processamento de imagens e a combinação com outras técnicas gera melhorias no desempenho do algoritmo e, consequentemente, no resultado final. Todos os estágios da análise de imagens se tornam mais simples quando a segmentação é bem feita [Gonzalez e Woods, 2010; Nixon e Aguado, 2008].



### 2.2.1. Limiarização

A limiarização (ou *thresholding*, do inglês) é um dos focos da segmentação de imagens. Tem como propósito identificar um objeto (*foreground*) de uma imagem e separá-lo do fundo (*background*). Assim, a limiarização procura extrair o objeto da imagem a partir da seleção de um valor de limiar  $T$ , que separa a imagem em dois grupos. Aos valores acima do limiar são atribuídos o valor 1 (identificação do provável objeto) e, os valores abaixo do limiar recebem 0 (fundo da imagem). A Equação 1 mostra, matematicamente, o processo explicado.

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

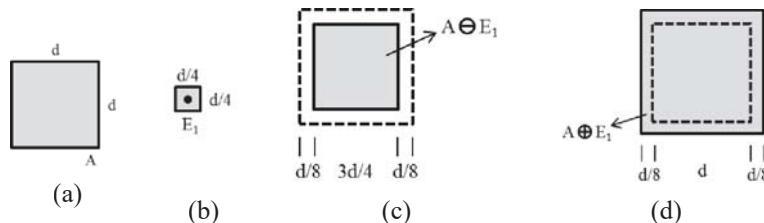
A limiarização pode ser realizada de duas formas: (1) uniforme, onde um único valor de limiar  $T$  é aplicado na imagem inteira; e (2) variável ou adaptativa, em que um valor de limiar  $T$  é definido para cada sub-região da imagem, ou seja, a imagem é subdividida em pequenas regiões e em cada uma é aplicada um limiar diferente [Gonzalez e Woods, 2010; Nixon e Aguado, 2008; Parker, 2010].

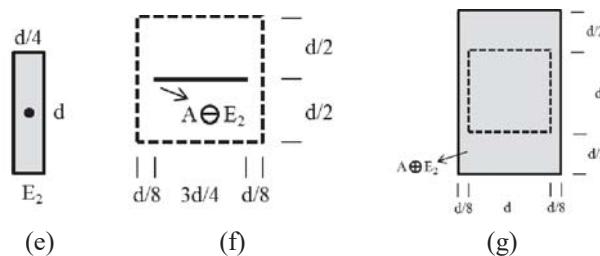
### 2.2.2. Morfologia matemática

Na área biológica, o termo morfologia é empregado para tratar da forma e da estrutura de animais e plantas. Porém, em processamento de imagens é empregado no contexto de morfologia matemática e se molda na remoção de imperfeições. Essa ferramenta é utilizada na extração de características que são úteis na representação e descrição da forma de uma região, como fronteiras e esqueletos [Gonzalez e Woods, 2010].

Existem diversas operações que podem ser realizadas com essa ferramenta. Porém, este trabalho se concentrou apenas no estudo da abertura e do fechamento, que são originados da erosão e da dilatação – operações fundamentais na manipulação morfológica. Essas operações se baseiam em uma matriz, chamada elemento estruturante, com origem definida e tamanho e forma determinados. Esse elemento interage com cada pixel da imagem modificando suas características (aparência, forma, tamanho). Contudo, é mais comum o uso de elementos simétricos e com origem no pixel central. O seu tamanho é o principal fator que interfere no resultado final da morfologia.

A erosão é indicada para a remoção de ruído em quaisquer imagens limiarizadas, pois afina, diminui ou encolhe objetos menores que o elemento estruturante. De forma contrária, a dilatação amplifica os objetos da imagem. A abertura e o fechamento são combinações das duas operações anteriores: a abertura é a erosão do objeto seguido de dilatação pelo mesmo elemento estruturante; no fechamento acontece o contrário – dilatação seguida de erosão [Amaral e Tozzi, 2011; Falcon, 2011; Gonzalez e Woods, 2010]. A Figura 2 exemplifica essas operações em uma imagem comum.





**Figura 2:** (a) Conjunto A, (b) Elemento estruturante quadrado  $E_1$ , (c) Erosão de A por  $E_1$ , (d) Dilatação de A por  $E_1$ , (e) Elemento estruturante retangular  $E_2$ , (f) Erosão de A por  $E_2$ , (g) Dilatação de A por  $E_2$

Fonte: Baseado em Gonzalez e Woods, 2010

### 2.2.3. Transformada de Hough

A Transformada de Hough (TH) é uma técnica aplicada em imagens binárias para a detecção de curvas ou formas geométricas que possam ser parametrizadas, como linha reta, círculo, elipse, parábola etc. Sua primeira concepção se baseou na detecção de linhas retas [Hough, 1962]. Nos anos seguintes, com Duda e Hart [1972] veio a detecção de círculos. Com mais de 50 anos de existência, a TH tem expandido suas fronteiras e aplicações em diversas áreas têm surgido. Illingworth e Kittler [1988] e Hassanein *et al.* [2015] mostram uma revisão sobre a TH e algumas aplicações, dentre as quais são citadas: transportes e tráfego, medicina, indústria e comércio, interação homem-máquina, biometria, aplicações em 3D, reconhecimento de objetos e rastreamento de objetos. Devido ao grande número de parâmetros envolvidos, a complexidade computacional dos algoritmos de detecção de círculos e elipses é maior com relação aos algoritmos de detecção de retas.

### 2.3. Métricas de desempenho

Esta seção avalia a eficácia dos resultados considerando somente a quantidade de eixos. A Tabela 1 mostra uma matriz de contingência genérica na qual os dados de entrada e saída podem ser os eixos do caminhão ou qualquer outra região da imagem. As classificações são feitas a partir de eixos como entradas e, de saídas que podem ser eixos ou não. Se os eixos forem corretamente detectados, os mesmos são chamados de verdadeiros positivos (VP); se forem desenhados círculos em outras regiões da imagem, são falsos positivos (FP) e se não forem desenhados círculos na posição do eixo, falsos negativos (FN).

**Tabela 1:** Matriz de contingência

Entrada Saída	Eixo	Outra região
Eixo	Verdadeiro Positivo (VP)	Falso Positivo (FP)
Outra região	Falso Negativo (FN)	Verdadeiro Negativo (VN)
$precisão = \frac{VP}{VP + FP}$	$acurácia = \frac{VP + VN}{P + N}$	$erro = \frac{FP + FN}{P + N}$

É possível calcular três importantes métricas de desempenho [Metz, 1978; Fawcett, 2005] para esse banco de dados: precisão, acurácia e erro. A precisão mostra o grau de consistência, mas é altamente suscetível a conclusões equivocadas; a acurácia mostra o quanto próximo o resultado está de seu parâmetro e reflete a exatidão do resultado; e o erro é a diferença entre a unidade e o valor da acurácia.

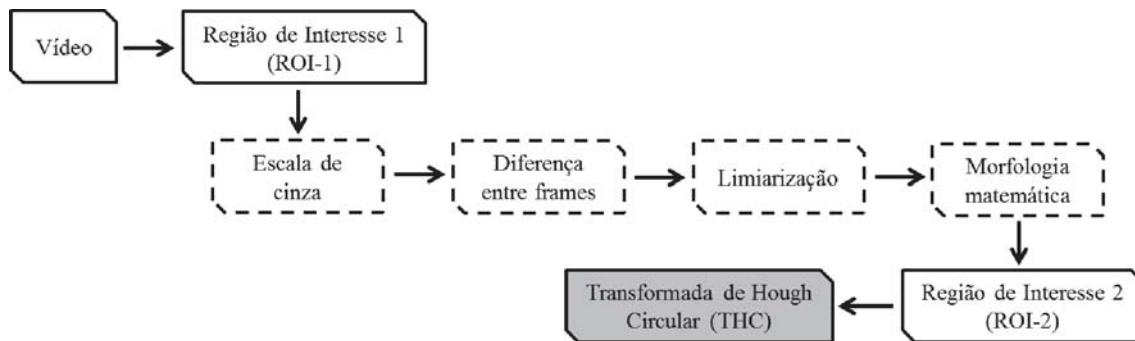


### 3. BASE DE DADOS

A base de dados utilizada neste trabalho é composta por vídeos obtidos a partir da filmagem do tráfego de caminhões no km 209+520m da rodovia Washington Luís (SP-310) – sentido norte no trecho entre São Carlos e Itirapina. Neste local está localizado um posto móvel de fiscalização de pesagem, operada pela concessionária Centrovias/Arteris. As filmagens foram realizadas com câmeras instaladas perpendicularmente ao eixo da rodovia, de forma que fosse possível obter o maior número de caminhões inteiros enquadrados na imagem, conforme ilustrado na Figura 4(a). Até a composição deste artigo foram obtidas cento e trinta imagens, porém são apresentados os resultados de dezessete imagens de caminhões, os quais ilustram configurações de 2 a 7 eixos. Os vídeos foram obtidos no espaço de cores RGB (do inglês, *Red, Green e Blue*), com resolução  $1920 \times 1080$  pixels e no período da manhã (das 10h às 12h) do dia 27 de setembro de 2016.

### 4. MÉTODO PROPOSTO

O método proposto consiste na aplicação de técnicas de Processamento de Imagens em vídeos de caminhões com o foco na detecção dos eixos veiculares. A **Figura 3** apresenta o fluxograma do método composto por três etapas: definição da região de interesse (do inglês, *Region of Interest – ROI*), aplicação de técnicas de segmentação e detecção dos eixos dos caminhões. As técnicas de segmentação estão indicadas pelas linhas pontilhadas e a detecção dos eixos é executada pela Transformada de Hough Circular (THC). A Figura 4 mostra a aplicação das técnicas definidas no método, em ordem alfabética, para um caminhão da base de dados.



**Figura 3:** Fluxograma das etapas do método proposto



(a) Frame do vídeo



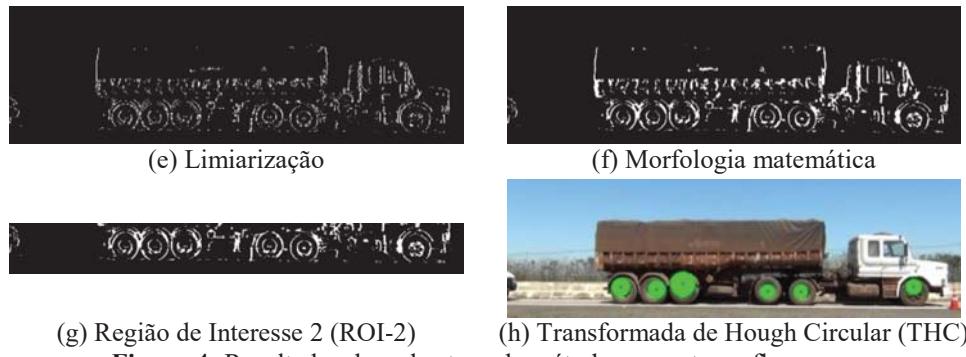
(b) Região de Interesse 1 (ROI-1)



(c) Escala de cinza



(d) Diferença entre frames



**Figura 4:** Resultados de cada etapa do método proposto no fluxograma

Os códigos foram escritos em linguagem Python, utilizando a plataforma Anaconda versão 2.7, com o auxílio da biblioteca de funções do OpenCV (*Open Source Computer Vision*) versão 3.0.0. Python é uma linguagem intuitiva, de fácil uso, livre, está disponível em <http://www.continuum.io/downloads>. OpenCV é um pacote gratuito, composto por centenas de algoritmos otimizados de Visão Computacional, de uso acadêmico e comercial, mantido por diversos pesquisadores, universidades e usuários interessados, está disponível no site <http://opencv.org>. O processamento foi feito em um computador Core i7 3,40 GHz com 8 GB de memória RAM.

#### 4.1. Região de interesse

A primeira região de interesse foi definida limitando a altura dos frames, a qual possui relação direta com a altura do maior caminhão do vídeo em análise. Isso foi feito para que uma menor quantidade de pixel fosse processada e, como consequência, ocupa menos memória computacional. Dessa forma, a probabilidade de acontecer erros durante o processamento é reduzida, melhorando o resultado final. A Figura 4(a) mostra o frame original ( $1920 \times 1080$  pixels) capturado pela câmera e a Figura 4(b) o frame recortado ( $1920 \times 584$  pixels) com base na ROI-1 de um caminhão da base de dados. A ROI-2 foi definida com relação à primeira para facilitar a aplicação da THC na imagem com morfologia matemática (a THC foi aplicada a dois terços da altura do frame recortado, considerando a convenção de eixos utilizada em processamento de imagens) e apresentou o tamanho  $1920 \times 199$  pixels, conforme Figura 4(g).

#### 4.2. Segmentação

O conjunto das técnicas mostradas nas subseções seguintes, 4.2.1 a 4.2.4, colaboram com a segmentação do caminhão que, nesse caso, é importante para facilitar a tarefa de detectar os eixos. Quanto melhor o resultado da segmentação, mais chances de detectar os eixos corretamente o programa apresenta.

##### 4.2.1. Escala de cinza

Os vídeos foram capturados no espaço de cores RGB, porém todo o processamento foi realizado em imagens monocromáticas (escala de cinza ou binárias), pois algumas das técnicas utilizam somente imagens em escala de cinza ou imagens binárias, como por exemplo, a Transformada de Hough. Cada frame colorido foi convertido para uma imagem em escala de cinza, como ilustrado na Figura 4(c).

##### 4.2.2. Diferença entre frames

A subtração entre frames é a diferença pixel a pixel entre o frame atual e o seu antecessor, calculada com a finalidade de identificar o objeto em movimento, neste caso o caminhão. A



subtração remove o fundo estático e deixa visível apenas os objetos não estáticos. A Figura 4(d) exemplifica a diferença entre frames aplicada no vídeo, destacando um caminhão da base de dados.

#### 4.2.3. Limiarização

Neste trabalho, foi utilizado o limiar adaptativo aplicado na imagem da diferença absoluta entre frames da Figura 4(d), resultando no realce do *foreground* (objeto de interesse). A Figura 4(e) mostra o resultado da limiarização aplicando a função da biblioteca do OpenCV:

`cv:: adaptiveThreshold(src, dst, maxValue, adaptiveMethod, thresholdType, blockSize, C)` (2)

Essa função requer uma entrada monocromática (*src*) e gera uma saída binária (*dst*) com base na definição de parâmetros, como o valor máximo de intensidade dos pixels (*maxValue*) que nesse caso foi igual a 255, o tipo de limiar (*thresholdType* considerado binário), o método adaptativo gaussiano (*adaptiveMethod*) como a diferença entre a soma ponderada da área definida pela vizinhança (*blockSize*) de 81 pixels e a constante *C* de valor -20. Esses valores de vizinhança e de constante foram definidos como os mais adequados a partir de uma análise de sensibilidade e visualização dos resultados.

#### 4.2.4. Morfologia matemática

Após alguns testes, e com o suporte da literatura, verificou-se que a operação de fechamento (parâmetro *op*), observada na Figura 4(f), foi adequada ao propósito de auxiliar na segmentação do caminhão. A escolha do fechamento ocorreu devido à capacidade dessa operação conectar conjuntos separados, preenchendo buracos, e eliminar detalhes que existiam no *background* da imagem limiarizada. A biblioteca do OpenCV traz a função da morfologia matemática otimizada mostrada na Equação 3. Essa função é aplicada em uma imagem de entrada (*src*) e produz uma saída (*dst*) através da aplicação de um elemento estruturante quadrado de ordem 3 composto de pixels brancos (parâmetro *kernel*) com origem definida no centro (*anchor* igual a (-1,-1)) em duas iterações (parâmetro *iterations*).

`cv:: morphologyEx(src, dst, op, kernel, anchor, iterations, borderType, borderValue)` (3)

### 4.3. Detecção dos eixos dos caminhões

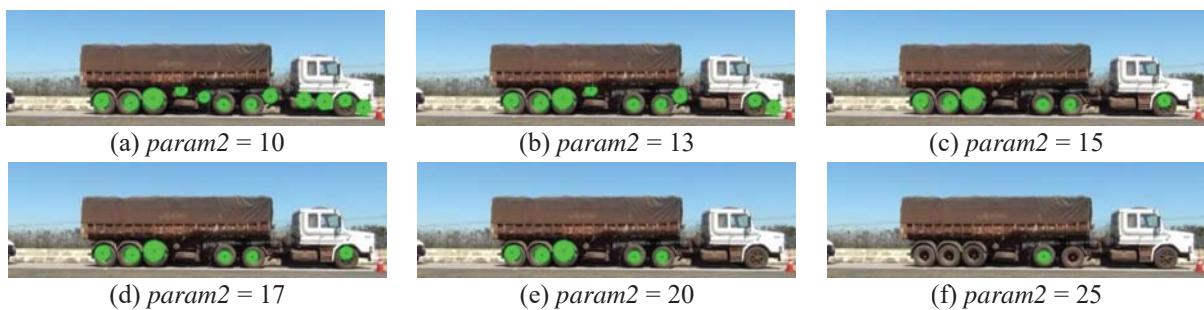
A detecção dos eixos dos caminhões foi realizada pela aplicação da técnica da Transformada de Hough Circular (THC), conforme a Figura 4(h). A escolha da Transformada de Hough (TH) se deu por ser um método prático para detectar curvas, além de estar implementada de forma otimizada no pacote de funções do OpenCV, como mostra a Equação 4:

`cv:: HoughCircles(image, circles, method, dp, minDist, param1, param2, minRadius, maxRadius)` (4)

Esta função procura círculos na imagem de entrada monocromática (*image*) e gera como saída um vetor com três valores (*circles* = (x, y, raio)). O *method* utilizado foi fundamentado na direção do gradiente [Yuen *et al.*, 1990], a resolução do acumulador foi a mesma que a da imagem de entrada (*dp*=1), a distância mínima entre os centros dos círculos detectados (*minDist*) foi definida como 100 pixels, o *param1* (baseado no *method* definido) é o maior limiar para o detector de Canny e possuiu valor 50, o *param2* (baseado no *method* definido) é o limiar do acumulador para os centros dos círculos na fase de detecção e foi fixado em 17, e por fim, os raios mínimo (*minRadius*) e máximo (*maxRadius*) foram de 30 e 60 pixels, respectivamente.



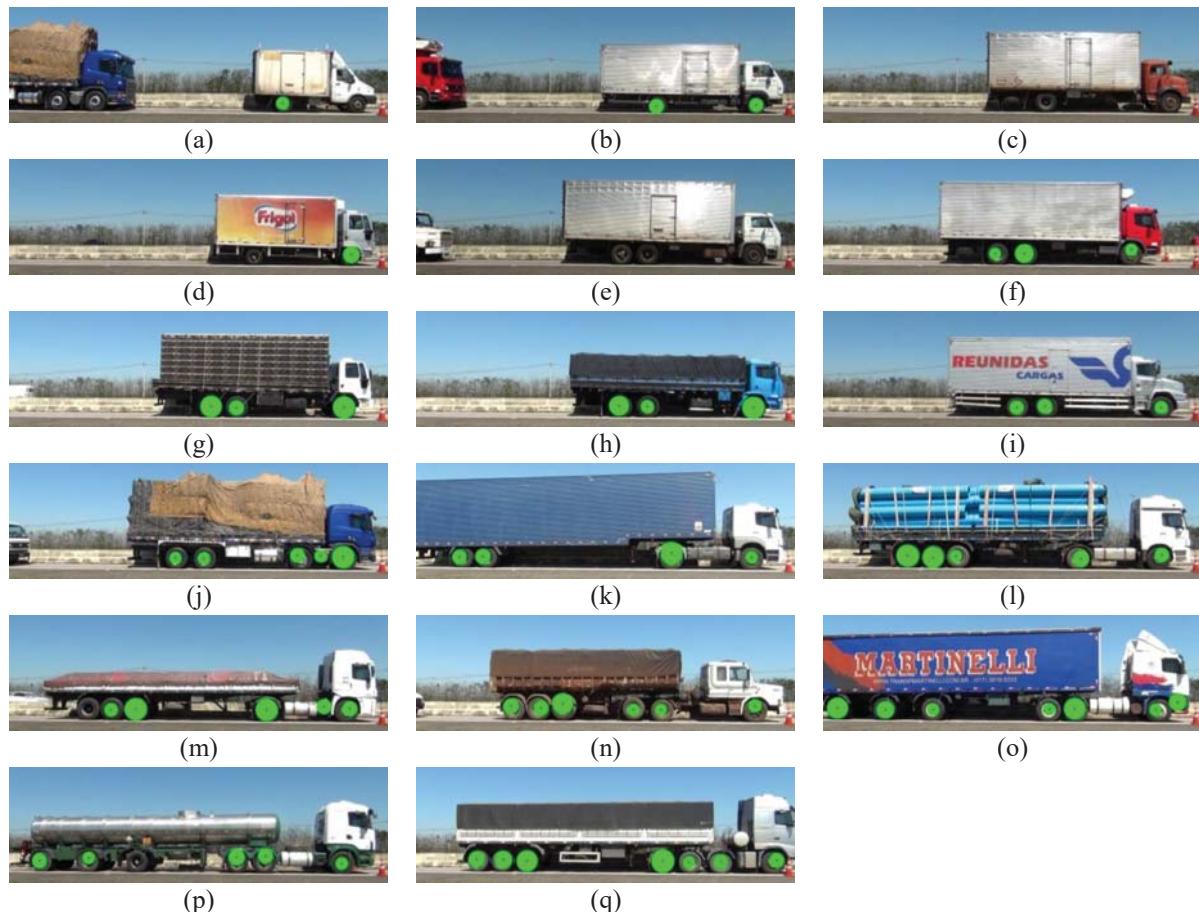
Foram realizadas diversas combinações entre os valores dos parâmetros da Equação 4 e foi possível concluir que o parâmetro mais sensível às variações é o *param2*. A Figura 5 ilustra os resultados da detecção de eixos a partir da análise de sensibilidade desse parâmetro. Observa-se que variando o *param2*, mais círculos (FP no caso de valores menores do *param2*) ou menos círculos (FN no caso de valores maiores do *param2*) são detectados.



**Figura 5:** Variação do *param2*

## 5. RESULTADOS

Os resultados estão apresentados de acordo com dois cenários avaliados: (1) quantidade de eixos detectados e (2) localização dos eixos detectados. A Figura 6 ilustra as respostas obtidas pelo programa seguindo as etapas do método proposto. As marcações em destaque nas imagens que foram identificadas pelo programa indicam os círculos que possivelmente representam os eixos do caminhão.



**Figura 6:** Resultado do processamento dos caminhões



## 5.1. Quantidade de eixos

A Tabela 2 mostra a matriz de contingência que relaciona a quantidade de eixos verdadeiros do caminhão (Entrada) com a quantidade de eixos detectados (Saída). A diagonal principal da matriz (definida pela linha pontilhada) é o resultado ideal, em que todos os eixos foram detectados gerando uma classificação VP. Os valores acima da diagonal principal recebem classificação FN, pois a detecção apresenta uma quantidade inferior à quantidade de eixos. Para os valores abaixo da diagonal principal, classificação FP, a detecção gera uma quantidade maior do que a quantidade de eixos.

**Tabela 2:** Matriz de contingência considerando as imagens da Figura 6: Resultado do processamento dos caminhões

Entrada \ Saída	0	1	2	3	4	5	6	7	Total
0	0	0	1	1	0	0	0	0	2
1	0	0	2	0	0	0	0	0	2
2	0	0	1	0	0	0	0	0	1
3	0	0	0	4	0	0	0	0	4
4	0	0	0	0	1	0	0	0	1
5	0	0	0	0	1	2	1	0	4
6	0	0	0	0	0	0	1	0	1
7	0	0	0	0	0	0	1	1	2
Total	0	0	4	5	2	2	3	1	17

Nota-se que a Tabela 2 está composta por elementos VP, FN e FP. Imagens VN não apareceram nesta análise, pois a função da THC busca círculos candidatos a eixos na imagem segmentada. Devido a isso, as saídas resultantes partiram de entradas com um formato circular (círculos que indicam ou não os eixos). Conduzindo o raciocínio mostrado para esse estudo, os eixos de cada caminhão são representados como entradas genuínas. Para as saídas: na condição do programa ter identificado todos os círculos que representam os eixos, os mesmos são classificados como VP; os que não foram identificados são FN; e se foram desenhados círculos que não são eixos, esses eixos são FP. Para os eixos que não foram detectados, a suposição que se faz, fundamentada na pequena experiência e nos testes realizados até o momento, é o caminhão estar com velocidade muito baixa ou quase nula, sendo reconhecidos como elemento estático da imagem, ou seja, *background*. Investigações e comparações com outros resultados estão sendo realizadas para verificar os casos em que a THC não é efetiva na identificação de determinado(s) eixo(s). Considerando este estudo, a precisão apresentou valor igual a 83,3%, a acurácia, 58,8% e o erro, 41,2%.

## 5.2. Quantidade e posição dos eixos

A segunda análise foi feita quanto à eficácia em identificar a quantidade e o posicionamento dos eixos. A Tabela 3 mostra a quantidade de eixos que cada caminhão realmente possui contada manualmente (marcação cinza) comparada com a quantidade de eixos que o programa identificou (marcada com VP, FN ou FP). A porcentagem de acerto segue na mesma tabela. Os caminhões (b), (f), (g), (h), (i), (k), (l), (n) e (q) da Figura 6 apresentaram taxa de acerto de 100%, ou seja, todos os eixos foram corretamente identificados e não apareceram círculos remanescentes. O contrário aconteceu com as imagens (c) e (e) da Figura 6, nas quais nenhum eixo foi encontrado. Nas imagens (a), (d) e (p) da Figura 6, o programa falhou ao identificar todos os eixos, de forma que nas duas primeiras, a taxa de acerto foi de 50% e na última, aproximadamente, 83%. Já para as imagens (j) e (o) da Figura 6, o (\*) indica



que foi desenhado um círculo que não pertence ao conjunto de eixos do caminhão. Apesar disso, pode ser estabelecido que houve 100% de acerto, visto que as etapas de contagem e verificação, que estão sendo refinadas na dissertação de mestrado a qual serviu como base para este trabalho, descartarão os círculos que não representam os eixos. Na imagem (m) a quantidade de círculos desenhada é a mesma quantidade de eixos do caminhão, porém possuiu 80% de acerto, uma vez que um deles não faz parte do conjunto.

**Tabela 3:** Eixos verdadeiros do caminhão e os detectados pelo programa considerando as imagens da Figura 6

Quantidade de eixos \ Imagem																	
	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)	(g)	(h)	(i)	(j)	(k)	(l)	(m)	(n)	(o)	(p)	(q)
1	VP	VP	<u>FN</u>	VP	<u>FN</u>	VP	VP	VP	VP	VP	VP	VP	VP	VP	VP	VP	VP
2	<u>FN</u>	VP	<u>FN</u>	<u>FN</u>	<u>FN</u>	VP	VP	VP	VP	VP	VP	VP	VP	VP	VP	VP	VP
3						<u>FN</u>	VP	VP	VP	VP	VP	VP	VP	VP	VP	VP	VP
4											VP	VP	VP	VP	VP	VP	VP
5											<u>FP</u>		VP	<u>FN</u>	VP	VP	VP
6												<u>FP</u>	VP	VP	<u>FN</u>	VP	
7													<u>FP</u>				VP
Porcentagem de acerto	50	100	0	50	0	100	100	100	100*	100	100	80	100	100*	83	100	

Ainda na Tabela 3, percebe-se que os resultados foram classificados como na da Seção 5.1. (VP, FN e FP) e o mesmo raciocínio da quantidade de eixos pode ser aplicado simultaneamente à posição dos círculos verdes da Figura 6. Os eixos com classificação VP foram detectados na posição correta; os com classificação FN, não foram detectados; por fim, os que receberam classificação FP foram desenhados fora do local exato do eixo.

## 6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

As análises realizadas neste trabalho fazem parte de uma pesquisa de mestrado em andamento e têm como foco a detecção de eixos de caminhões. De forma geral, apesar do tamanho reduzido da amostra de imagens utilizada, os objetivos estabelecidos para esta investigação foram cumpridos, visto que a segmentação do caminhão e a detecção de eixos foram feitas com sucesso e isso é reforçado observando o nível de precisão do programa (83,3%). A segmentação é uma etapa muito importante, pois pode comprometer o resultado gerado na detecção dos eixos, já que o desempenho da detecção está diretamente ligado com a etapa de segmentação. Quanto menos informações o *background* (fundo) e o *foreground* (região de interesse) possuírem, maior é a chance de identificar os eixos do caminhão corretamente. Vale observar que ainda existem falhas na geração dos resultados, como inexistência ou falsas detecções, comprovada pela acurácia de 58,8%. Essas falhas podem ter sido ocasionadas devido alguns fatores: a velocidade dos veículos, o contraste entre os eixos e as outras partes do caminhão, a quantidade de elementos na imagem que possuem formato semelhante aos eixos. A ideia é aprimorar cada etapa e automatizar o maior número de parâmetros das funções.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Amaral, W. M. e Tozzi, C. L. (2011) Uso de morfologia matemática para remoção de ruídos da subtração de fundo. *Anais do VII Workshop de Visão Computacional*, WVC, Curitiba, v. 1, p. 10-15.
- Brasil. (2015) *Lei nº 13.103, de 2 de março de 2015*. Dispõe sobre o exercício da profissão de motorista; altera a Consolidação das Leis do Trabalho - CLT, aprovada pelo Decreto-Lei no 5.452, de 10 de maio de 1943, e as Leis nos 9.503, de 23 de setembro de 1997 - Código de Trânsito Brasileiro, e 11.442, de 5 de janeiro de



- 2007 (empresas e transportadores autônomos de carga), para disciplinar a jornada de trabalho e o tempo de direção do motorista profissional; altera a Lei no 7.408, de 25 de novembro de 1985; revoga dispositivos da Lei no 12.619, de 30 de abril de 2012; e dá outras providências. Diário Oficial da União, Brasília, DF, 3 de março de 2015. Seção 1, p. 1.
- DENATRAN. (1998) *Resolução CONTRAN nº 12, de 23 de setembro de 1997*. Estabelece os limites de peso e dimensões para veículos que transitem por vias terrestres
- DENATRAN. (2010) *Resolução CONTRAN nº 340, de 25 de fevereiro de 2010*. Referenda a Deliberação 86 que altera a Resolução CONTRAN nº 146/03, estabelecendo critérios para informação complementar à placa R-19.
- DENATRAN. (2015) *Resolução CONTRAN nº 526, de 29 de abril de 2015*. Referenda a Deliberação nº 142 de 17 de abril de 2015 que dispõe sobre a alteração da Resolução CONTRAN nº 211, de 13 de novembro de 2006, e da Resolução CONTRAN nº 258, de 30 de novembro de 2007 e revoga a Resolução CONTRAN nº 489 de 05 de junho de 2014.
- Duda, R. O. e Hart, P. E. (1972) Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures. *Communications of the ACM*, v. 15, n. 1, p. 11-15.
- Facon, J. (2011) A Morfologia Matemática e suas Aplicações em Processamento de Imagens. *VII Workshop de Visão Computacional*, WVC, Curitiba, v. 13, p. 61-128.
- Fernandes Junior, J. L. (1994) *Investigação dos Efeitos das Solicitações do Tráfego sobre o Desempenho de Pavimentos*. Tese (Doutorado), Pós-graduação em Engenharia de Transportes, Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, SP, 293 f.
- Fawcett, T. (2005) *An Introduction to ROC Analysis*. Pattern Recognition Letters, 27, p. 861-874. DOI:10.1016/j.patrec.2005.10.010
- Gonzalez, R. C. e Woods R. E. (2010) *Processamento Digital de Imagens*. Tradução de Cristina Yamagami e Leonardo Piamonte. Revisão técnica de Marcelo Andrade da Costa Vieira e Mauricio Cunha Escarpinat. 3ª edição. São Paulo: Pearson Prentice Hall. 624p. ISBN: 978-85-7605-401-6.
- Hassanein, A. S.; Mohammad, S., Sameer, M. e Ragab, M. E. (2015). *A survey on Hough transform, theory, techniques and applications*.
- Hough, P. V. C. (1962) *Method and means for recognizing complex patterns*.
- Illingworth, J. e Kittler, J. (1988) A survey of the Hough transform. *Computer vision, graphics, and image processing*, v. 44, n. 1, p. 87-116.
- Frenze, J. F. (2002) *A video-based method for the detection of truck axles*. National Institute for Advanced Transportation Technology, University of Idaho.
- Metz, C. E. (1978) Basic Principles of ROC Analysis. *Seminars in Nuclear Medicine*, vol. 3, n.4, p. 283-298.
- Nixon, M. e Aguado, A. (2008) *Feature Extraction & Image Processing*. Second edition. Londres: Elsevier. 424p. ISBN: 978-0-12372-538-7.
- Parker, J. R. (2011) *Algorithms for Image Processing and Computer Vision*. Second edition. Indianapolis, Indiana: Wiley. 504p. ISBN: 978-0-470-64385-3.
- Pimenta, C. R. T. e Oliveira M. P. (2004) *Projeto Geométrico de Rodovias*. Segunda edição. São Carlos: Rima. 198 p. ISBN: 8586552917.
- Simoni, L. (2008) *Contagem de Eixos de Veículos com Sensores Indutivos*. Curitiba: Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR).
- Yao, Z.; Wei, H.; Li, Z.; Corey, J. (2016) Fuzzy C-Means Image Segmentation Approach for Axle-Based Vehicle Classification. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, n. 2595, p. 68-77.
- Yuen, H. K.; Princen, J.; Illingworth, J. e Kittler, J. (1990) A comparative study of Hough transform method for circle finding. *Image and Vision Computing*, v. 8, n. 1, p. 71-77.

---

#### Contatos:

Mestranda Natália Ribeiro Panice (panice\_post@usp.br)

Prof. Dr. André Luiz Barbosa Nunes da Cunha (alcunha@usp.br)

Departamento de Engenharia de Transportes, Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo  
Av. Trabalhador São-carlense, 400 – São Carlos, SP, Brasil