

## **Análise da transformada de Hough por partes e interpolação B-spline para detecção de faixa de rodagem.**

### **Analysis of piecewise hough Transform and B-spline interpolation for lane detection**

DOI:10.34117/bjdv7n3-801

Recebimento dos originais: 08/02/2021

Aceitação para publicação: 30/03/2021

#### **Tércio Alberto dos Santos Filho**

Departamento de Computação (DC) – Instituto de Biotecnologia (IBiotec) –  
Universidade Federal de Catalão – (UFCAT) – Catalão - Goiás – GO – Brasil  
e-mail: tercioas@ufg.br

#### **Sérgio Francisco da Silva**

Departamento de Computação (DC) – Instituto de Biotecnologia (IBiotec) –  
Universidade Federal de Catalão – (UFCAT) – Catalão - Goiás – GO – Brasil  
e-mail: sergio@ufg.br

#### **Núbia Rosa da Silva Guimarães**

Departamento de Computação (DC) – Instituto de Biotecnologia (IBiotec) –  
Universidade Federal de Catalão – (UFCAT) – Catalão - Goiás – GO – Brasil  
e-mail: nubia@ufg.br

#### **Antônio Carlos de Oliveira Júnior**

Instituto de Informática (INF) - Universidade Federal de Goiás (UFG) – Goiânia – GO -  
Brasil  
e-mail: antonio@inf.ufg.br

#### **Carlos Eduardo da Silva Santos**

Coordenação de Matemática (CM), Campus Palmas, Instituto Federal de Educação,  
Ciência e Tecnologia do Tocantins (IFTO) - Palmas – TO – Brasil

#### **Marcos Napoleão Rabelo**

Unidade Acadêmica de Matemática e Tecnologia, Universidade Federal de Catalão -  
(UFCAT) - Catalão - Goiás – GO – Brasil  
e-mail: rabelo@dmate.ufpe.br

### **RESUMO**

Este artigo especifica uma metodologia para identificar a faixa de rodagem em rodovia utilizando visão computacional e técnicas de processamento de imagens tais como filtro de Canny e transformada de Hough. Para possibilitar a detecção da faixa de rodagem em curva, a imagem é fatiada para possibilitar a aplicação da transformada de Hough para linhas retas, uma vez que pequenos segmentos de curva podem ser aproximados por linhas retas. Em seguida a curvatura da faixa de rodagem é aproximada através de uma interpolação B-spline que usa como entrada pontos extremos das retas detectadas pela transformada de Hough em cada fatia. A metodologia desenvolvida detectou faixas de

rodagem em rodovias em diferentes situações, porém, os resultados dos testes realizados se mostraram bastante influenciados pelo estado de conservação da pista.

**Palavras-chaves:** Detecção de Faixas de Rodagem, Transformada de Hough, Spline, B-spline.

## ABSTRACT

This article specifies a methodology to identify the highway lane using computer vision and image processing techniques such as Canny filter and Hough transform. To enable the detection of the curved lane, the image is sliced to allow the application of the Hough transform for straight lines, since small curve segments can be approximated by straight lines. Then, the roadway curvature is approximated by means of a B-spline interpolation using as input points the extreme points of the lines detected by the Hough transform in each slice. The developed methodology detected lanes on highways in different situations, however, the results of the tests performed were shown to be quite influenced by the state of conservation of the road.

**Keywords:** Lane detection, Hough transform, Spline, B-spline.

## 1 INTRODUÇÃO

Atualmente, no Brasil e no mundo a frota de veículos vem crescendo e aumentando o número de acidentes e congestionamentos nas vias de trânsito. Um exemplo é São Paulo - SP, a maior cidade do Brasil, com aproximadamente 12.106.920 habitantes de acordo com o IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística) (IBGE, 2018) e com frota de aproximadamente 18.058.529 veículos registrada pelo DENATRAN (Departamento Nacional de Trânsito) (DENATRAN, 2018). Com isso, se tem uma taxa de 1,5 veículos por habitante.

Devido ao crescente número de veículos, juntamente com a combinação de diversos fatores como: bebida alcoólica, situações meteorológicas adversas e as distrações de motoristas, o número de acidentes no trânsito, incluindo fatalidades, vem aumentando. Segundo o departamento de Polícia Rodoviária Federal (PRF) (PRF, 2018), no ano de 2017 nas rodovias federais do Brasil foram registrados 89.318 acidentes graves, resultando na morte de 6.244 pessoas e deixando 83.978 feridos. Entretanto, para diminuir a quantidade de acidentes de trânsito podem ser utilizados meios tecnológicos para auxiliar o condutor, como por exemplo: monitoramento da pressão dos pneus, câmbio automático, controle de velocidade, acionamento de faróis de forma automática, entre outras tecnologias. Avisos automáticos de pedestre na via, sinal vermelho ou risco de colisão são projetos em andamento que tornam o trânsito mais seguro e diminui a quantidade de acidentes. Outro exemplo de auxílio aos condutores é a detecção da faixa de rodagem nas rodovias.

As faixas de rodagem nas rodovias são componentes de sinalização essenciais. Além de permitir ao condutor uma melhor visualização do caminho onde deve trafegar, elas definem algumas regras de trânsito, como por exemplo, o sentido da pista e permissão de ultrapassagem. Um sistema eficaz e de baixo custo para a detecção da faixa de rodagem pode se tornar uma alternativa importante para a indústria e a população de baixa renda. Veículos antigos e modelos mais baratos, podem ser adaptados com sistemas de identificação de faixa e desta forma diminuir significativamente a quantidade de acidentes.

Neste trabalho, apresenta-se uma metodologia para identificação de faixas de rodagem em rodovia utilizando visão computacional e técnicas de processamento de imagens, tais como: filtro de Canny, transformada de Hough e B-spline. A metodologia desenvolvida neste trabalho busca atender alguns requisitos para a detecção de faixa de rodagem:

- A detecção da faixa de rodagem não deve ser afetada por sombras, decorrentes de árvores, edifícios, postes de iluminação, etc.
- Deve ser capaz de operar em ambientes com diferentes níveis de luminosidade.
- Não se deve assumir que as rodovias são sempre retas, ou seja, deve-se lidar com curvas.
- Demandar um custo computacional baixo.

Além da metodologia utilizada, apresentam-se também experimentos práticos, os resultados obtidos e a análise destes, discutindo os requisitos elencados para a elaboração da metodologia. Os principais resultados encontrados neste trabalho é que a metodologia permite a detecção da faixa de rodagem em várias situações de iluminação, declive e curvatura de pista, mas os resultados apresentam qualidade inferiores em pistas com mau estado de conservação.

Este texto é estruturado da seguinte forma. A Seção 1 apresentou a motivação do estudo, a contextualização do problema e uma introdução sobre a metodologia usada e os principais resultados obtidos. A Seção 2 apresenta trabalhos correlatos no sentido de uso de tecnologias para auxílio ao condutor, com foco em técnicas de visão computacional. A Seção 3 apresenta a fundamentação teórica de visão computacional necessária para a compreensão do trabalho. A Seção 4 apresenta detalhadamente a metodologia usada para a detecção de faixa de rodagem. A Seção 5 apresenta o design dos experimentos realizados. A Seção 6 apresenta os resultados obtidos e a análise deste. A Seção 7 apresenta a conclusão do estudo.

## 2 TRABALHOS CORRELATOS

No trabalho desenvolvido por Jung et al. (2005) é abordado as novas tendências da tecnologia automobilística visando aumentar a segurança dos motoristas e até mesmo dos pedestres utilizando processamento de imagens obtidas por dispositivos embarcados nos veículos. Os autores usaram um veículo equipado com câmera de visão monocular para obter as imagens para análise. Eles obtiveram bons resultados nos testes de processamento de imagem identificando as bordas da pista, faixas tracejadas, contínuas utilizando o algoritmo de detecção de linhas retas Transformada de Hough onde era demarcado na imagem qualquer reta encontrada. Neste trabalho, os autores também fazem o reconhecimento de veículos posicionados a sua frente e atrás utilizando detecção de borda e classificação das características geométricas particulares dos objetos encontrados na imagem. Para a detecção das faixas foi delimitado um limite de verificação da pista, de forma que as pudessem ser aproximadas por linhas retas. Com as análises foram encontrados diversos fatores que limitavam e até impossibilitaram as análises, como falhas na pintura das linhas de pista, sombras (de árvores, postes, construções, etc.), posição solar e oclusão da câmera por veículos muito próximos.

Em Chen & Chang (2015) é discutido o uso da Transformada de Hough para aplicações de detecção de faixa de trânsito em tempo real. Com uma discussão sobre o custo de operações trigonométricas e multiplicações aplicadas a cada pixel no mapa de borda vindos de um algoritmo de detecção de borda, os autores chegaram à conclusão que é inviável a utilização da Transformada de Hough tradicional para aplicações de tempo real. Portanto, o trabalho traz uma solução para tornar viável a utilização deste detector de linhas retas, propondo uma modificação da Transformada de Hough para linhas retas que consiste em selecionar aleatoriamente um subconjunto de pares de pontos no espaço da imagem. Os pares de pontos são conectados para obter um ponto no espaço do parâmetro. Com isso é possível a aplicação de um algoritmo de predição para extrair a pista com um custo computacional reduzido. Este trabalho não apresentou resultados ou tratamentos para vias de trânsito em situações de curva, pois o foco era em faixas de trânsito em retas. Porém, conseguiu-se resultados interessantes em diversas situações como má qualidade das faixas e diferentes tipos de iluminação. A taxa de precisão da Transformada de Hough modificada para tempo real, chegou a 93,8% em ambientes diurnos e noturnos.

O trabalho de Bente et al. (2018) tem como foco a detecção de faixa de pedestres e sinais de trânsito pintados na rua. Para a detecção de faixa pedestres é também utilizado a Transformada de Hough para linhas retas e os sinais de trânsito são aplicados algumas

técnicas de classificação de imagem baseadas nas bordas detectadas por um algoritmo de detecção de bordas, que neste caso foi utilizado o filtro de Canny. O diferencial deste trabalho é a abordagem de Internet das Coisas (*Internet of Things* - IoT). Através da abordagem de IoT são enviados dados de localização de sinais de trânsito a um banco de dados, sendo possível a conexão dos sistemas dos outros carros e o compartilhamento das informações.

Focado em detectar faixas de rodagem, Wang et al. (2004) discute sobre a carência de pesquisas sobre detecção das faixas em situações de curva. A partir da imagem da via de trânsito é feito o fatiamento da imagem. A ideia proposta é dividir uma curva em partes na imagem, assim as partes da curva se tornam semi-retas devido a que somente um trecho da curva está na fatia. Assim após a segmentação da imagem é utilizado um detector de linhas retas nessas partes separadas, e realizando um procedimento de definir extremos superiores e inferiores das retas encontradas em cada parte, é feito uma interpolação desses extremos encontrados utilizando um algoritmo de interpolação suave de pontos chamado B-snake, de desenvolvimento próprio baseado no algoritmo b-spline. Este trabalho conseguiu identificar as faixas de trânsito tanto em vias retas, quanto em curvas de maneira eficaz. Porém, os testes realizados foram feitos em vias simples, que tem somente a delimitação da esquerda e da direita da pista.

Andrade et al. (2017) apresenta uma estratégia para a detecção de faixa de rodagem em rodovia, onde as imagens são capturadas por uma câmera monocular instalada na parte central do pára-brisa do veículo. No trabalho, o processamento da imagem é dividido em três níveis, sendo: baixo, médio e alto. O processamento de baixo nível foi feito com a conversão do espaço de cores da imagem, corte da região de interesse e uma filtragem para o tratamento de borramento por movimento. No processamento de nível médio foi feita a extração das bordas das faixas de rodagem utilizando o filtro de Sobel. Já no nível alto, foi realizada a interpretação das características extraídas no nível médio usando uma detecção de linhas retas utilizando a Transformada de Hough, por meio desse processo é feito um rastreamento da posição das faixas de rodagem e, por fim, a detecção. No trabalho, avaliou-se a resposta do algoritmo para as amostras escolhidas, por meio de métricas baseadas no distanciamento das faixas. O algoritmo apresentou uma boa precisão nos cenários considerados ideais e com sombra, porém, em ambientes comprometidos quando a faixa é segmentada, mal sinalizada, ofuscamento e reflexo na pista, houve ofuscamento da imagem.

O trabalho de Durães (2018) consiste em um sistema relativamente simples para detecção de placas de sinalização de trânsito. Com o intuito de auxílio ao motorista é feito uma segmentação da imagem e detecção de borda utilizando o filtro de Canny para posteriormente a aplicação da Transformada de Hough identificando as retas contidas nas bordas das placas de trânsito. Com base no polígono formado pelas retas as placas são extraídas e classificadas com base na sua forma geométrica. Na metodologia proposta neste projeto, espera-se que a placa esteja localizada integralmente na área da imagem. Para a realização dos testes foi utilizado uma base de dados com imagens, em que, metade das imagens não contêm placa, assim, avaliando o número de acertos falso positivo e falso negativo.

O trabalho de Itoh et al. (2017) tem como objetivo realizar testes e pesquisas sobre a aceitação dos motoristas em usar um sistema semi-autônomo. Neste caso tem como base um sistema de segurança contra colisões, onde o mesmo terá controle sobre o carro, podendo frear e até mesmo controlar o volante do carro. Os testes deste trabalho não foram feitos em um ambiente real e sim em um simulador. Participaram deste experimento vinte motoristas, sendo elas 8 mulheres e 12 homens entre as idades de 20 e 39 anos. De acordo com o que foi descrito no artigo, os participantes eram instruídos a dirigir normalmente no simulador, enquanto que um objeto (um cone de sinalização vermelho) aparece de repente uma vez na pista para imitar a aparição repentina de um pedestre na estrada. Com isso, as pessoas envolvidas deveriam evitar o obstáculo e parar o veículo com total segurança. Na próxima experiência foi realizado testes usando o sistema de segurança com intuito de evitar o obstáculo, este sistema assume o controle da direção do veículo desviando do obstáculo. Porém, ele só entrará em ação se o perceber que o motorista teve intenção de desviar e o motorista poderá substituir a ação do sistema se perceber que esta ação é inadequada. Os resultados dos testes sugerem que dirigir com um sistema de evitação de colisão é mais seguro do que dirigir sem o auxílio do sistema. Porém, colisões ainda ocorrem mesmo quando o sistema de prevenção de colisão semi autônomo estava disponível. Para esclarecer por que essas colisões ocorrem, foi investigado o tempo e a adequação do sentido de direção das manobras de evasão do motorista. Com a constatação de que o motorista demora para ter uma reação, o sistema foi programado para entrar em ação após identificar a intenção do motorista. Portanto, o sistema muitas vezes entrava em ação após já ter efetuado a colisão. Com isso é possível dizer que um sistema semi autônomo que entra em ação somente após a verificação da intenção do motorista, pode não ser eficaz na prevenção de colisões.

### 3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA RELACIONADA À VISÃO COMPUTACIONAL

De acordo com Trucco & Verri (1998) visão computacional é definida como: “um conjunto de técnicas computacionais que visam estimar ou explicitar as propriedades geométricas e dinâmicas do mundo 3D a partir de imagens digitais”. A área de visão computacional trata-se da obtenção, processamento e análise de imagens digitais ou frames de vídeo de cenários reais registrados com uma câmera, a fim de gerar conhecimento para apoiar na tomada de decisão (DO VALE AND DAL POZ, 2002). A visão computacional é uma área de pesquisa que visa desenvolver técnicas e algoritmos que possam se aproximar da capacidade de visão humana. Como descrito a visão computacional procura emular a visão humana, portanto possui como entrada uma imagem, e como saída a interpretação da imagem como um todo, ou parcialmente.

#### 3.1 ALGORITMO DE CANNY

De acordo com Do Vale & Dal Poz (2002), John F. Canny em 1986 desenvolveu um processo de detecção de bordas a partir de critérios de quantificação de desempenho de operadores de bordas conhecidos como os critérios de detecção e de localização. Estes critérios de desempenho ainda estão sujeitos ao critério de resposta múltipla, que corresponde ao fato de que deve haver, na saída do operador, uma única resposta para uma única borda. Para que os critérios sejam aproximadamente atendidos, Canny aproxima o operador ótimo, obtido a partir dos critérios de desempenho, pela primeira derivada da função Gaussiana (JESUS AND COSTA JR, 2015). Em complemento, foi proposto um processo conhecido como supressão não máxima (supressão de valores de pixels que não forem máximos locais na direção transversal à borda), que causaria um afinamento da borda, atendendo à injeção de resposta múltipla; e uma junção adaptativa com complementação de bordas, para eliminar a fragmentação dos contornos das bordas (RONG, 2014).

#### 3.2 TRANSFORMADA DE HOUGH

A Transformada de Hough utiliza grupos de pixels que juntos formam elementos geométricos, partindo geralmente de uma imagem resultante de um detector de borda aplicado em uma imagem em nível de cinza (DUDA AND HART, 1972). O algoritmo é utilizado para encontrar formas geométricas, como linhas e círculos em imagens binárias,

mesmo em situações de ruído ou de retas incompletas. Para detecção de linhas retas, é adotada a Equação 1:

$$p = x \cos(\theta) + y \sin(\theta) \quad (1)$$

onde os parâmetros  $p$  e  $\theta$  representam, respectivamente, a distância da linha reta ao centro do sistema de coordenadas e o ângulo que esta reta forma com o eixo  $x$ . Assim a transformada de Hough visa encontrar os valores de  $p$  e  $\theta$ , que determinam as retas que mais se aproximam dos pontos dados por coordenadas  $(x, y)$  na imagem.

A Transformada de Hough utiliza uma matriz de contagem de duas dimensões, onde a primeira corresponde ao valor de  $p$ , e a segunda ao valor de  $\theta$ . A partir disso, para cada ponto não-nulo da imagem  $(x, y)$ , é feita uma análise do ponto e da vizinhança, e a célula correspondente aos valores encontrados é incrementada. Os pontos com maior número de votos (ou seja, maior número de ocorrências na matriz de contagem) têm maior probabilidade de corresponder a uma reta verdadeira (SHAPIRO AND STOCKMAN, 2000).

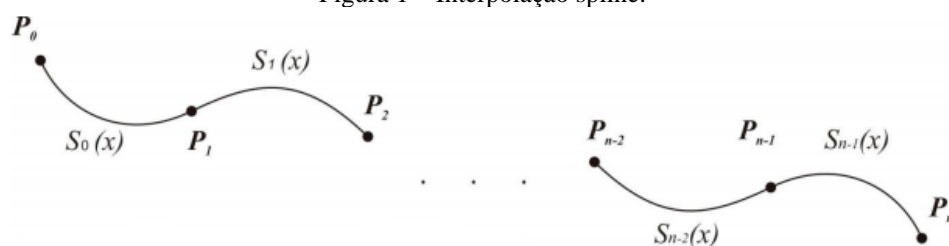
### 3.3 SPLINE

A terminologia *spline* é designada na matemática para definir curvas especiais formadas pela interpolação de pontos (BARBARINI, 2007). Uma função *spline* de grau  $p$  com nós nos pontos  $(x_i, f_i)$  ( $i=0, m$ ) é uma função  $sp(x)$  com as propriedades:

1. Em cada subintervalo  $[x_i, x_{i+1}]$  ( $i=0, m-1$ ),  $sp(x)$  é um polinômio de grau  $p$ .
2.  $sp(x)$  é contínua em  $[a,b]$  e tem derivada contínua em  $[a,b]$  até ordem  $p$ .

As *splines* são formadas por diferentes polinômios de grau menor ou igual a  $m$ , definidos para cada intervalo entre os pontos de interpolação de modo que em cada ponto de interpolação o spline é contínuo (PRACIANO PEREIRA, 2007), assim como todas as derivadas até ordem  $m-1$  visto na Figura 1.

Figura 1 – Interpolação spline.



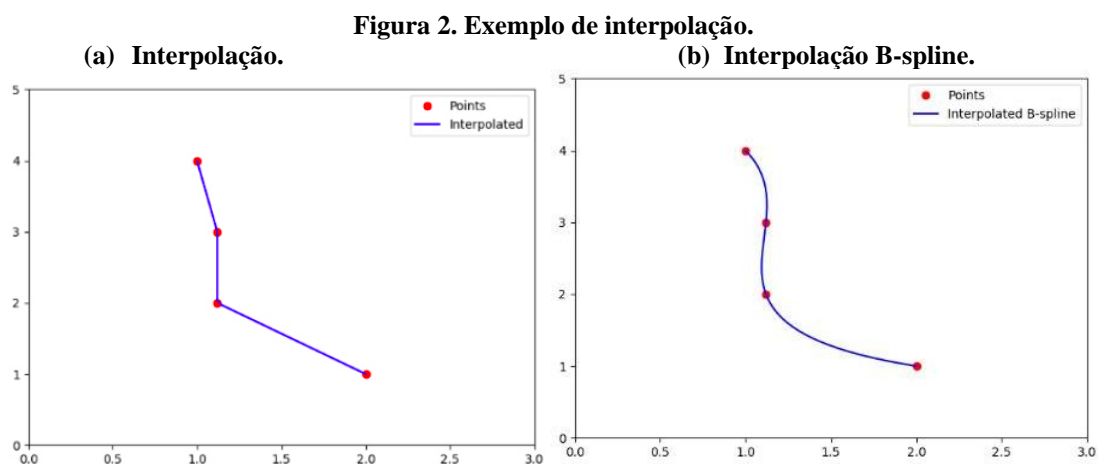


Logo, matematicamente um *spline* é definido como uma curva que passa por dois pontos ou mais pontos de controle chamados de nós (PEREIRA ET AL., 2014). Na *spline* é estabelecida a condição de continuidade, a cada dois segmentos consecutivos da curva, as derivadas de ordem  $p$  do final de um segmento e do início do segmento são iguais.

### 3.4 ALGORITMO B-SPLINE

De acordo com De Boor et. al. (1978) e Rogers (2000), a *B-spline* é uma variação da *spline* com diferença de que na implementação do controle local da curva alguns pontos de controle modificam a curva somente na região dos pontos mais próximos em função da ordem de continuidade.

Uma *B-spline* usa-se como função de base um vetor de nós e um conjunto de pontos de controle. A função de base é denotada por  $N_{i,p}(u)$ , que representa a  $i$ -ésima função de base B-spline de grau  $p$  (ordem  $p+1$ ) (PIEGL, TILLER, 2012). Existem  $n + 1$  pontos de controle, as funções de base  $N_i$ , que são da ordem  $p$ , onde  $p$  deve ser pelo menos 2 (linear) e não pode ser maior que  $n + 1$  (número de pontos de controle). O ponto importante aqui é que o fim da curva, por conseguinte, não é dependente do número de pontos de controle. A exemplificação da utilização do algoritmo de interpolação e *B-spline* pode ser vista na Figura 2(a) e 2(b), em que 2(a) é um interpolação simples e em (2) é o resultado do interpolação *B-spline*.



## 4 METODOLOGIA PARA DETECÇÃO DE FAIXA DE RODAGEM

Nesta seção, apresenta-se a metodologia de desenvolvimento do trabalho, aquisição de imagem, pré-processamento, detecção de reta, interpolação dos pontos e limitações do trabalho.

#### 4.1 AQUISIÇÃO DE IMAGENS

Para trabalhar na automação de uma dada tarefa via análise de imagens, é preciso padronizar a forma de aquisição de imagens. Neste trabalho, foi criada uma base de imagens própria, obtida através de uma câmera digital acoplada na parte superior de um veículo na região sobre a parte central do pára-brisa, como mostrado na Figura 3. As imagens coletadas têm resolução de 1366 x 768 e foram adquiridas em um ângulo de aproximadamente 30° em relação ao eixo da base do veículo.

**Figura 3. Câmera acoplada no veículo para aquisição de imagem.**



#### 4.2 PRÉ-PROCESSAMENTO

As imagens obtidas mostram uma visão ampla da rodovia e da paisagem à sua volta. Devido a amplitude de visão da câmera utilizada definiu-se empiricamente um pré-processamento de recorte, que elimina a parte que contém o capô do veículo e a região paisagem mais distante do veículo. O objetivo do recorte é eliminar as regiões desnecessárias, o que diminui o custo computacional de processamento da imagem, e a ocorrência de falsos positivos na detecção pelo fato principalmente da paisagem mais distante normalmente conter textura que leva a detecção de falsas bordas e linhas. Na Figura 4, delimitado pelas linhas verdes, apresenta-se a parte de interesse da imagem, onde é feito o recorte, definindo a região de interesse como todos os pixels de índice de 418 e 668 na coordenada correspondente às linhas da imagem.

**Figura 4. Região de interesse.**



Adicionalmente ao recorte, as imagens foram convertidas para níveis de cinza uma vez que o algoritmo aplicado para detecção de bordas não leva em conta informações de cor. Verifica-se que a conversão para níveis de cinza mantém o contraste entre as faixas de rodagem e o asfalto, o que pode ser verificado pela Figura 5(a) e 5(b).



#### 4.3 DETECÇÃO DE BORDAS

Variações abruptas de níveis de cinza em imagens constituem o que são denominadas bordas. Bordas normalmente estão presentes nos limites entre objetos distintos. Conforme esta ideia, pode-se aplicar um algoritmo de detecção de bordas sobre a imagem em tons de cinza com o intuito de detectar as bordas das faixas de rodagem.

Aplicado o algoritmo de Canny (Figura 6) sobre a região de interesse em tons de cinza, obtém-se as bordas de grande parte dos objetos na imagem, alguns até desnecessários. Porém, como esperado as bordas das faixas de rodagem são capturadas como pode ser visto na Figura 6(b).



#### 4.4 DETECÇÃO DE RETAS POR SEGMENTO DE IMAGEM

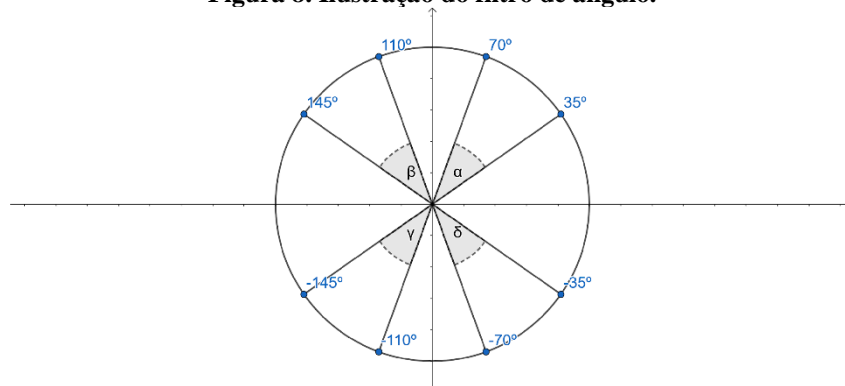
Aplicamos a transformada de Hough sobre a imagem gerada após a detecção de borda realizada pelo algoritmo de Canny. A Figura 7(a) mostra um resultado de detecção de linhas retas obtido para uma imagem em que a faixa de rodagem é reta. Nota-se, que além das faixas de rodagem foram detectadas retas que correspondem a falsos positivos, entre elas na região de textura da vegetação ao redor da pista. Sendo que o ângulo das faixas de rodagem tem um padrão, um filtro na variação de ângulo das retas candidatas foi aplicado. Assim, considera-se como retas candidatas no algoritmo de transformada de

Hough apenas as retas com os ângulos permitidos  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  e  $\delta$ , ilustrado na Figura 8. Com este filtro, obtém-se o resultado mostrado na Figura 8(b). Apesar de termos um resultado satisfatório para linhas retas, o resultado não é satisfatório quando a faixa de pista é curva, como apresentado na Figura 9. Pode-se notar que a curva não é detectada por inteira.

**Figura 7. Detecção de retas com Transformada de Hough.**



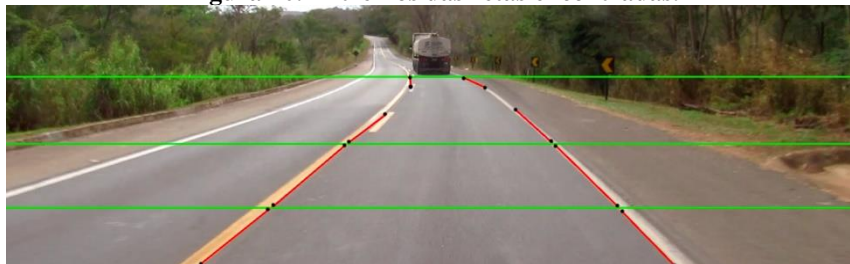
**Figura 8. Ilustração do filtro de ângulo.**



**Figura 9. Má detecção de curvas com Transformada de Hough.**



Dado o fato da transformada de Hough para linhas retas falharem na detecção de faixas de pista com curva, partiu-se para a aplicação da transformada de Hough por segmentos da imagem. Assim, a imagem filtrada é dividida em segmentos e linhas retas são detectadas por segmento. Nota-se que uma curva pode ser aproximada por segmentos de linhas retas; esta é a ideia explorada nesta etapa. Posteriormente, são armazenados os extremos superior e inferior de cada reta encontrada. A Figura 10 ilustra as retas detectadas por segmentos da imagem (de cor vermelha) e os pontos extremos de cada reta (de cor preta).

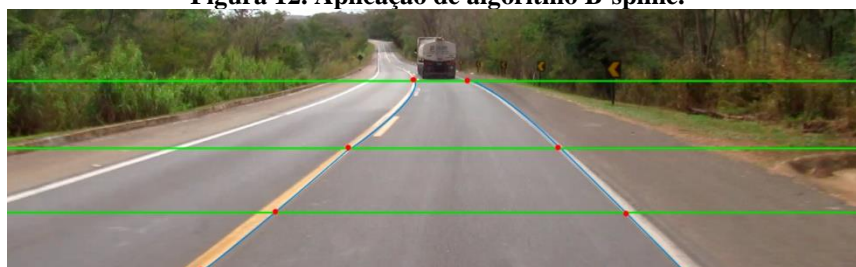
**Figura 10. Extremos das retas encontradas.**

Os pontos extremos de cada linha reta de cada segmento (ou fatia) são capturados, e em seguida é feito o ponto extremo mais alto e mais baixo em cada fatia. Após este processo ser feito em todas as fatias, como resultado final deste procedimento é obtido os pontos de referência das retas na imagem de região de interesse, como mostrado na Figura 11, onde os pontos em vermelho representam os pontos referentes aos extremos das retas encontradas em cada fatia.

**Figura 11. Pontos de referência de cada reta encontrada na região de interesse.**

#### 4.5 INTERPOLAÇÃO DOS PONTOS DADOS PELOS EXTREMOS DOS SEGMENTOS

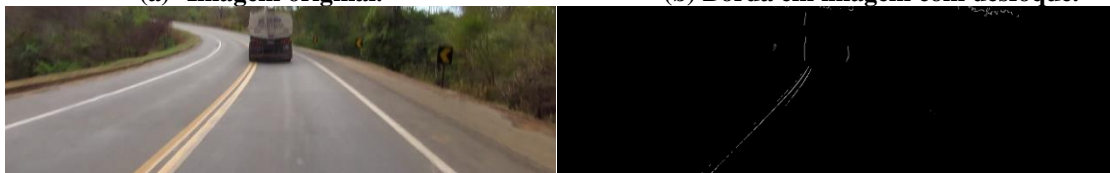
Com os pontos encontrados tenta-se aproximar a curva da faixa de rodagem através de interpolação. A interpolação B-spline implementa um controle local da curva modificando a curva somente na região dos pontos próximos em função da ordem de continuidade. O resultado da aplicação do algoritmo de B-spline pode ser visto na Figura 12. Com isso, é feita a melhor identificação da faixa de rodagem.

**Figura 12. Aplicação de algoritmo B-spline.**

#### 4.6 LIMITAÇÕES DA PESQUISA

Em imagens onde se há baixa resolução ou imagens onde a faixa de rodagem perde o foco de acordo com a distância, o algoritmo de detecção de borda não consegue identificar precisamente as bordas dos objetos que aparecem nas imagens, Figuras 13(a) e 13(b). Com isso, a transformada de Hough não identifica as retas nas linhas encontradas pelo detector de borda, causando problemas no resultado final da detecção de faixa.

**Figura 13. Detector de borda em imagem com desfoque.**  
(a) Imagem original. (b) Borda em imagem com desfoque.



Adicionalmente, esta metodologia foi desenvolvida para detectar apenas duas faixas de rodagem sendo elas direita e esquerda do veículo. Contudo, encontra-se um problema quanto a pontos específicos nas vias onde existem faixas dupla e tracejada como visto nas Figuras 14(a) e 14(b). Há uma leve deformação na plotagem da interpolação gerada pelo B-spline, mas ainda dentro da região da faixa de rodagem.

**Figura 14. Problema com detecção de faixa duplicada e tracejada.**

1 Imagem com faixa duplicada. (b) Detecção da faixa duplicada.



#### 4.7 DESIGN DOS EXPERIMENTOS

Para realizar a análise do algoritmo foram executados 10 testes de cada das seguintes situações: 1) rodovia com faixa de rodagem em reta com boa qualidade; 2) rodovia com faixa de rodagem em reta com má qualidade; 3) rodovia em curva com faixa de rodagem em boa qualidade e 4) rodovia em curva com faixa de rodagem em má qualidade. Em todos os testes feitos foram armazenados em arquivos as respectivas coordenadas de pontos que compõem as faixas de rodagem encontradas.

Como base de referência, a partir da imagem de região de interesse é gerado manualmente imagens *ground-truth* que são imagens binárias (preto e branco). Essas

imagens são geradas para cada faixa de rodagem (direita e esquerda) em imagem. Com as coordenadas dos pontos dos testes em arquivos e as imagens *ground-truth*, foi elaborada uma medida do deslocamento médio em relação aos pixels das coordenadas das faixas de rodagem encontradas pelo algoritmo desenvolvido com as demarcações das faixas dadas pelo *ground-truth*. Duas imagens de *ground-truth* são geradas para cada faixa de rodagem (direita e esquerda) em cada teste executado, um exemplo desse procedimento é apresentado nas Figuras 16(a) e 16(b).

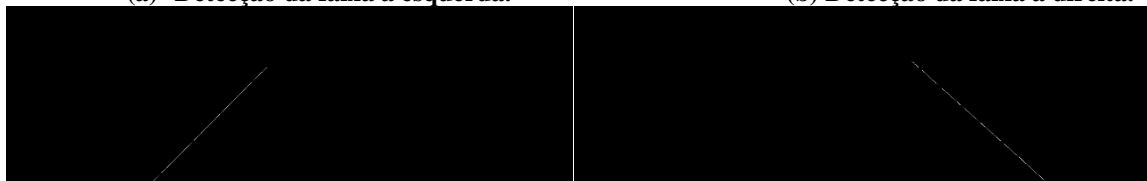
**Figura 15. Região de interesse para criar o Ground-truth.**



**Figura 16. Ground-truth da faixa de rodagem da esquerda e da direita.**

(a) Detecção da faixa à esquerda.

(b) Detecção da faixa à direita.



Para que um resultado seja considerado aceitável, deve-se ter uma taxa de deslocamento médio mínima possível, sendo que, essa taxa de deslocamento médio representa o deslocamento dos pixels da reta que representa a faixa de rodagem real e a encontrada pelo algoritmo desenvolvido. O deslocamento médio deve ser menor que 60 pixels para que seja considerado dentro da faixa de aceitação de detecção de faixa de rodagem. Observa-se que a imagem para a análise tem 1366 pixels ao longo da horizontal e desta forma, esse de deslocamento é pequeno, sendo em torno de 4,4% em relação à amplitude horizontal da imagem. É importante ressaltar que os testes foram feitos em uma base de dados feita com o ambiente diurno e ensolarado, sendo assim, os dados não levam em consideração dias chuvosos e situações noturnas.

Tendo então as coordenadas dos pontos dos testes em arquivos e as imagens de *ground-truth*, é elaborado uma medida do deslocamento médio em relação aos pixels das coordenadas das faixas de rodagem encontradas pelo algoritmo desenvolvido neste projeto e as demarcações das faixas encontradas no *ground-truth*. Para ilustrar o cálculo do

deslocamento médio, tome como base a Figura 17 que mostra uma possível imagem de *ground-truth*, dado pelas linhas contínuas e a detecção das linhas da faixa de rodagem dadas pelas linhas tracejadas. Vamos considerar somente a linha da esquerda para a formulação, uma vez que o mesmo cálculo é aplicado também à linha da direita para então obter o deslocamento médio final. O deslocamento médio ( $\delta_{m\u00e9dio}$ ), dado pela Equação 2 determina a distância média na direção horizontal entre o *ground-truth* e as posições da linha de faixa de rodagem detectada em questão, no intervalo entre  $x_{min}$  e  $x_{max}$ .

$$\delta_{m\u00e9dio} = \frac{1}{x_{max} - x_{min}} \sum_{i=x_{min}}^{x_{max}} \delta_i \quad (2)$$

Para uma análise visual da detecção das linhas da faixa de rodagem comparada ao *ground-truth* plotamos ambas as linhas em uma imagem de fundo branco. A Figura 18 mostra um exemplo de uma imagem gerada com a plotagem das linhas onde é possível visualizar o deslocamento da faixa de rodagem encontrada com relação a faixa de rodagem vinda do *ground-truth*.

Figura 17. Ilustração de base para o cálculo do deslocamento médio de linhas da faixa de rodagem.

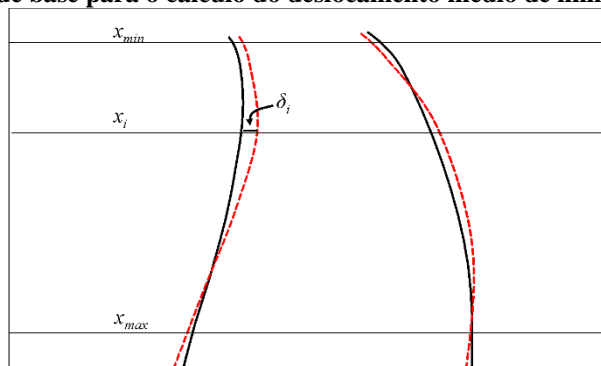
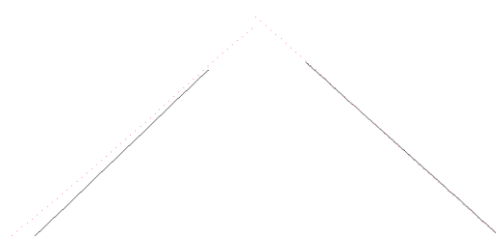


Figura 18. Plotagem de um *ground-truth* juntamente com as linhas da faixa detectada.



## 5 RESULTADOS OBTIDOS

Os resultados são apresentados nas Tabelas 1(a), 1(b), 2(a) e 2(b), com os parâmetros: identificador da imagem usada (Img), deslocamento médio da faixa de



rodagem da esquerda (Desloc. M. E.), deslocamento médio da faixa de rodagem da direita (Desloc. M. D.) e por fim o deslocamento médio total das duas faixas de rodagem (Média).

No geral, os resultados dos testes realizados pelo algoritmo de análise mostram uma taxa média de 22.19 pixels de deslocamento em relação às faixas encontradas pelo algoritmo desenvolvido neste projeto e as faixas de rodagem reais da rodovia, levando em conta a alta influência sofrida pelo estado de conservação da pista e qualidade da imagem.

Em situações de retas e curvas onde o trecho da rodovia se encontra em bom estado de conservação, com as faixas de rodagem em perfeito estado sem nenhum tipo de marca, oclusões ou falha, os resultados mostram uma taxa média de deslocamento de 17.26, onde os testes realizados em retas mostram uma taxa média de deslocamento de 16.10, apresentado na Tabela 1(b) e os testes realizados em curvas mostram uma taxa média de deslocamento 18.41, apresentado na Tabela 2(b).

Em situações onde é encontrado um trecho da rodovia em mau estado de conservação apresentando faixas de rodagem apagadas ou danificadas (partes faltando) e em situações onde as faixas estão oclusas por sombras de árvores ou de veículos, os resultados mostram uma taxa média de deslocamento de 27.10, com situações de resultado nulo, onde não é detectado a faixa de rodagem. Os resultados em retas de má qualidade têm uma taxa de média de deslocamento de 16.95, apresentado na Tabela 1(a) e os resultados em curvas de má qualidade tem uma taxa de média de deslocamento de 37.27, apresentado na Tabela 2(a). Porém, em alguns testes realizados em curvas de má qualidade não foram detectadas faixas de rodagem.

É possível observar pelos testes executados que o algoritmo desenvolvido neste projeto detecta as faixas de rodagem da esquerda com uma taxa de deslocamento médio maior que na faixa da esquerda. Tomando como exemplo os resultados obtidos da Tabela 1(a) observa-se que a faixa de rodagem da esquerda tem um deslocamento médio de 23.67 pixels, enquanto que a da direita tem um deslocamento médio de 8.5 pixels. Esse resultado por ser justificado pelo fato da faixa da direita ser única (não conter faixa dupla, ou tracejada de nenhum tipo). Essa taxa de deslocamento médio maior para as faixas de rodagem da esquerda é causada por faixas duplas, simples e tracejadas. Porém, deve-se observar que mesmo com essa média de deslocamento a faixa de rodagem detectada pelo algoritmo ainda continua dentro da margem de aceitação para a detecção de faixa rodagem em rodovia.

**Tabela 1. Testes realizados em reta.**

**(a) Reta de boa qualidade.**

Imagem	Desloc. M. E.	Desloc. M. D.	Média
1	9,44	19,7	14,7
2	40,86	18,66	29,75
3	52,02	1,84	26,93
4	9,96	9,46	9,71
5	12,14	0,74	6,44
6	13,78	2,26	8,01
7	38,8	1,14	19,97
8	27,44	20,96	24,20
9	16,42	1,24	8,83
10	15,88	9,46	12,67

**(b) Reta de má qualidade.**

Imagem	Desloc. M. E.	Desloc. M. D.	Média
1	34,9	7,54	21,22
2	14,96	3,9	9,32
3	12,32	4,68	8,50
4	2,12	11,38	6,75
5	2,16	10,6	6,38
6	51,56	11,8	31,68
7	0,96	11,16	6,06
8	45,14	9,62	27,38
9	35,3	21,5	28,4
10	14,2	33,32	23,75

**Tabela 2. Testes realizados em curva.**

**(c) Curva de boa qualidade**

Imagem	Desloc. M. E.	Desloc. M. D.	Média
1	42,08	8,96	25,52
2	5,12	41,86	23,49
3	34,92	41,86	22,35
4	30,24	12,62	21,43
5	19,50	3,20	11,35
6	37,22	5,66	21,43
7	9,92	3,18	6,55
8	26,42	7,6	17,01
9	24,64	12,18	18,41
10	20,36	12,86	16,61

**(d) Curva de má qualidade**

Imagem	Desloc. M. E.	Desloc. M. D.	Média
1	38,66	7,1	S. R.
2	-	-	S. R.
3	-	-	S. R.
4	52,38	42,92	47,65
5	20,04	41,1	30,57
6	31,72	55,22	43,47
7	37,28	72,26	54,77
8	31,78	36,2	33,99
9	10,26	16,1	13,18
10	-	-	S. R.

## 6 CONCLUSÃO

No geral os resultados dos testes realizados para a análise do algoritmo de detecção da faixa de rodagem mostram uma taxa média de 22,19 de deslocamento em relação às faixas de rodagem de *ground-truth*, levado em conta a alta influência sofrida pelo estado de conservação da pista e qualidade da imagem. O algoritmo desenvolvido neste projeto foi capaz de detectar faixas de rodagem em rodovias em situações de retas e curvas leves afetadas por interferências externas como sombras decorrentes de árvores, postes de iluminação, etc. Porém, o resultado é altamente influenciado pelo estado de conservação da pista. Em situações onde o estado de conservação da rodovia é considerado bom, o algoritmo desenvolvido consegue detectar as faixas de rodagem em rodovias com boa precisão. Devido as faixas da direita da rodovia serem sempre faixas únicas, o algoritmo desenvolvido tem obtido resultados melhores para estas do para as faixas da esquerda, que podem ser duplas e tracejadas. Contudo, as faixas demarcadas pelo algoritmo ainda se encontram dentro de um limite de erro considerado aceitável.

## **AGRADECIMENTOS**

Os autores agradecem ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pelo fomento da chamada Universal 01/2016, Processo: 431552/2016-9.

## REFERÊNCIAS

- ANDRADE, D. C. et al. Estratégia para detecção e rastreamento de faixas rodoviárias utilizando uma câmera monocular. Dissertação (Mestrado) — Universidade Tecnológica Federal do Paraná, 2017.
- Barbarini, L. H. M. (2007). Síntese de cascos de embarcações através de métodos de otimização aplicados a curvas B-Spline. PhD thesis, Universidade de São Paulo.
- BENTE, T. F.; SZEGHALMY, S.; FAZEKAS, A. Detection of lanes and traffic signs painted on road using on-board camera. In: 2018 IEEE International Conference on Future IoT Technologies (Future IoT). [S.l.: s.n.], 2018. p. 1–7.
- De Boor, C., De Boor, C., Mathematicien, E.-U., De Boor, C., and De Boor, C. (1978). A practical guide to splines, volume 27. Springer-Verlag New York.
- Denatran (2018). Frota de veículos
- Do Vale, G. M. and DAL POZ, A. P. (2002). Processo de detecção de bordas de canny. Boletim de Ciências Geodésicas, 8 (2).
- Duda, R. O. and Hart, P. E. (1972). Use of the hough transformation to detect lines and curves in pictures. Commun. ACM, 15(1):11–15.
- DURÃES, T. d. J. O. Processamento digital de imagens aplicado a identificação automática de placas de trânsito. REVISTA CEREUS, v. 10, n. 2, 2018.
- IBGE (2018). N. inria person database.
- ITOH, M.; HORIKOME, T.; INAGAKI, T. Effectiveness and driver acceptance of a semi-autonomous forward obstacle collision avoidance system. Applied Ergonomics, v. 44, n. 5, p. 756 – 763, 2017. ISSN 0003-6870. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0003687013000197>>.
- JAIN, A. K. Fundamentals of digital image processing. [S.l.]: Prentice-Hall, Inc., 1989.
- Jesus, E. O. and Costa Jr, R. (2015). A utilização de filtros gaussianos na análise de imagens digitais. Proceeding Series of the Brazilian Society of Computational and Applied Mathematics, 3 (1)
- Pereira, L. R. et al. (2014). Ajuste de curva b-spline fechada com peso
- Piegl, L. and Tiller, W. (2012). The NURBS book. Springer Science & Business Media
- Praciano Pereira, T. (2007). Splines por convolução. Pré prints da Sobral Matemática <http://www.sobralmatematica.org/preprints>, 10: 2007.
- PRF (2018). Acidentes
- Rogers, D. F. (2000). An introduction to NURBS: with historical perspective. Elsevier.

Rong, Weibin e Li, Z. e. Z. W. e. S. F. (2014). Um algoritmo de detecção de borda canny aprimorado. pages 577–582.

Shapiro, L. and Stockman, G. (2000). Computer vision google scholar.

Trucco, E. and Verri, A. (1998). Introductory techniques for 3-D computer vision, volume 201. Prentice Hall Englewood Cliffs.

WANG, Y.; TEOH, E. K.; SHEN, D. Lane detection and tracking using b-snake. Image and Vision Computing, v. 22, n. 4, p. 269 – 280, 2004. ISSN 0262-8856. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0262885603002105>>.

YI, S.-C.; CHEN, Y.-C.; CHANG, C.-H. A lane detection approach based on intelligent vision. Computers e Electrical Engineering, v. 42, p. 23 – 29, 2015. ISSN 0045-7906. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0045790615000087>>.