

PDI para o Monitoramento de Rodovias com Imagens Aéreas Obtidas por VANT

André Biffe Di Renzo, Cicero Martelli,

Rogério Vargas Cezimbra, Jean Carlos Cardozo da Silva

Resumo—Imagens aéreas podem fornecer informações importantes para gerenciamento de rodovias. Este artigo apresenta a utilização de um Veículo Aéreo Não Tripulado (VANT) no monitoramento de rodovias através da aquisição de imagens aéreas e algoritmos para processamento e extração de parâmetros específicos. O monitoramento de rodovias através de imagens aéreas proporciona a varredura de grandes áreas com tempo reduzido. A partir dessas imagens, é possível analisar informações como tráfego, sinalização, imperfeições nas rodovias e gerenciamento de infraestrutura. Os resultados apresentados demonstram a viabilidade da aplicação dos algoritmos de processamento de imagens para extrair e reconhecer objetos na rodovia.

Palavras-Chave—Veículo aéreo não tripulado, Monitoramento de rodovias, Processamento de imagens.

Abstract—Aerial images can provide important information for highway management. This paper presents the use of an Unmanned Aerial Vehicle (UAV) in remote sensing of highways, acquiring aerial images, and algorithms that process the images and extract specific parameters. The highway monitoring through aerial images provides a large scan area with reduced time. Through these images it is possible to analyze the traffic information, signaling, imperfections in the highway and infrastructure management. The presented results demonstrate the viability in applying the image processing algorithms to extract and recognize points of interest on a highway.

Keywords—Unmanned Aerial Vehicle, Road Monitoring, Image processing.

I. INTRODUÇÃO

Nas últimas décadas a aplicação de técnicas de processamento digital de imagens (PDI) tem sido amplamente estudadas para monitoramento de rodovias [1]. Uma tecnologia que está sendo aplicada na obtenção de imagens com maior detalhamento do local a ser analisado é o Veículo Aéreo Não Tripulado (VANT) com câmeras de alta resolução acopladas [2]–[4]. A vantagem dessa tecnologia é a possibilidade de monitorar grandes áreas sem a necessidade do deslocamento de pessoas. Além dessa vantagem, devem ser considerados custos, pequena área de abrangência e visualização do operador na avaliação *in loco* dos pontos de interesse. A partir de método de monitoramento remoto, as informações da via podem ser atualizadas e analisadas, permitindo priorizar pontos de maior urgência, além de tornar possível melhor planejamento das operações a serem executadas [2], [5], [6].

Apesar da aplicação de VANT ser relativamente bem consolidada, principalmente no setor de entretenimento, seu uso comercial foi regulamentado no Brasil no primeiro semestre de 2017. A Agência Nacional de Aviação Civil (ANAC) e a

Agência Nacional de Telecomunicações (ANATEL) possuem regras vigentes para a operação dessas aeronaves com fins comerciais [7], [8]. Em 2017, a ANAC publicou o Regulamento Brasileiro de Aviação Civil Especial nº 94 (RBAC-E nº 94), intitulada “Requisitos gerais para veículos aéreos não tripulados” sendo este o documento que possui as principais regras para a operação de VANT no espaço aéreo brasileiro[9]. Além da regulamentação, o Departamento de Controle do Espaço Aéreo (DECEA) iniciou, em dezembro de 2016, a operação do sistema de solicitação de acesso ao espaço aéreo de Sistema Remotamente Pilotado intitulado SARPAS. Nesse sistema o piloto deve efetuar seu cadastro e da aeronave e solicitar o espaço aéreo para efetuar voos com VANT [10].

Há diversos trabalhos apresentados sobre o uso de VANT aplicados no monitoramento de rodovias em conjunto com técnicas de processamento de imagens [2]–[4], [11]. Neste trabalho são apresentadas técnicas de processamento de imagens e avaliação de métodos de reconhecimento de padrões para reconhecer carros e marcações horizontais para monitoramento de rodovias administradas pela concessionária Triunfo Concebra (Projeto de P&D Triunfo Concebra – UTFPR, regulado pela ANTT). Os resultados obtidos têm como objetivo o desenvolvimento de metodologia para monitoramento e inspeção de rodovias.

II. METODOLOGIA

Para aquisição das imagens, foi utilizada uma câmera do fabricante DJI, modelo X5R de 16 megapixels, acoplada a um VANT, fabricante DJI, modelo Inspire 1 RAW. A Figura 1 apresenta o VANT com a câmera acoplada. As imagens obtidas possuem resolução de 4096 x 2160 pixels e são adquiridas no formato de vídeo com 24 quadros por segundo, possibilitando um voo com velocidade média de 60 km/h e aquisição de maior número de imagens. As imagens presentes neste trabalho foram adquiridas no km 107 da rodovia BR-060, na cidade de Goiânia - GO. O VANT é utilizado somente para adquirir imagens, sendo o processamento e a análise efetuados após aquisição.

Para extrair características da rodovia, desenvolveu-se algoritmo para processar as imagens adquiridas em resolução original de maneira automática sem a necessidade de intervenção. O algoritmo é dividido em três partes, sendo a primeira o pré-processamento, que segmenta a rodovia da imagem. A segunda parte executa a segmentação dos objetos na rodovia. Por último, é efetuada a classificação dos objetos segmentados na rodovia. A Figura 2 contém o fluxograma de operação do algoritmo desenvolvido que será detalhado nas próximas subseções. Esse algoritmo foi implementado em linguagem C++ com auxílio da API OpenCV [12].

André Biffe Di Renzo, Cicero Martelli e Jean Carlos Cardozo da Silva, Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR), Curitiba-PR, Brasil, E-mails: renzo@alunos.utfpr.edu.br, cmartelli@utfpr.edu.br, jeancs@utfpr.edu.br. Este trabalho foi financiado pela Triunfo Concebra (01-2015) regulado pela ANTTT.

Rogério Vargas Cezimbra Triunfo Concebra, Goiânia-GO, Brasil, E-mail: rogerio.cezimbra@triufoconcebra.com.br.



Fig. 1. VANT utilizado na aquisição das imagens. Ao fundo, imagem da praça de pedágio onde as imagens foram obtidas.

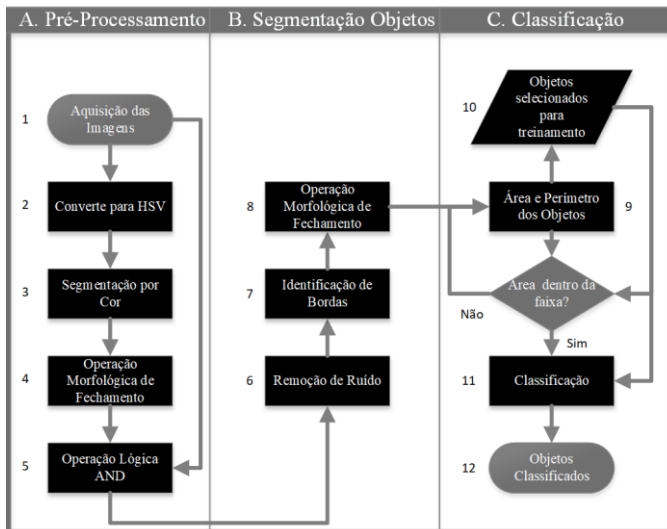


Fig. 2. Fluxograma de operação do algoritmo desenvolvido.

A. Pré-Processamento

Após aquisição das imagens (bloco 1 no fluxograma) é necessário efetuar pré-processamento, extraíndo da imagem somente a rodovia. Como a maior parte da rodovia está inserida em ambiente que contém área verde nas laterais, a remoção da pista é efetuada removendo partes verdes da imagem.

2. *Conversão de espaço de cor:* Devido à aquisição das imagens serem efetuadas no espaço de cor Red Green Blue (RGB), a remoção de cor específica se torna complexa, pois havendo alterações no valor de um dos canais de cores, os demais canais alteram em conjunto. Com o objetivo de ter maior controle na cor que se deseja identificar, converte-se a imagem para o espaço de cores Hue Saturarion Value (HSV) [13]. Este espaço de cor é representado por cilindro, sendo o canal H a tonalidade da cor variando de 0° a 360°. Já o canal S define a saturação dessa cor variando desde o cinza (0%) até o maior nível de nitidez (100%), sendo essa variação do centro para a borda do cilindro da cor definida no canal H. Por fim, o canal V define o brilho dessa cor, variando de 0 a 100%, onde a variação é representada na altura do cilindro [13], [14]. Assim, o uso desse espaço para efetuar a segmentação de pontos de interesse através de sua cor se torna mais preciso que o uso do espaço RGB [14].

3. *Segmentação por cor:* Com a imagem no espaço de cores HSV, é possível a remoção de cor específica na imagem [13], [14]. Para a segmentação é definida a tonalidade da cor a ser segmentada. Na sequência, define-se qual a variação que essa cor possui no canal H. Na sequência é definida a faixa de valores que os canais S e V podem variar e que deverão ser considerados na segmentação da cor. Devido ao interesse ser a cor verde, para

este trabalho, considera-se a cor verde sendo quando o canal H possuir valores entre 50° e 160° e os canais S e V possuindo valores entre 25% e 86%. A segmentação é efetuada com a construção de imagem binária, sendo a cor branca representada por 1 e a cor preta representada por 0. Assim, quando um pixel analisado satisfizer essa condição, será considerado que a cor verde foi encontrada, marcando na imagem como 1. Caso contrário será marcado como 0. Como a imagem binária possui os pontos marcados como verde, e o interesse é a rodovia, é efetuado uma operação logica de “não” que inverte os valores dos pixels, para que dessa forma, se tenha somente a imagem da rodovia.

4. *Operação morfológica de fechamento:* Como podem existir falhas no procedimento para encontrar partes verdes na imagem, é efetuada a operação morfológica de fechamento na imagem binária, preenchendo, assim, falhas na segmentação da rodovia e removendo pontos que não são de interesse [15]. Como a rodovia apresenta, em sua maior parte, forma geométrica retangular, o elemento estruturante escolhido para efetuar a operação de fechamento possui este mesmo formato com dimensão 30 x 10 pixels [1], [15].

5. *Operação Lógica “AND”:* Por fim, para se obter a imagem contendo somente a rodovia, é efetuada operação de “e” lógico entre a imagem binária do resultado do fechamento com a imagem original adquirida, resultando assim, uma imagem sem as partes verdes identificadas. Essa operação marcará na imagem original somente os segmentos de rodovia encontrados na imagem.

B. Segmentação dos objetos na rodovia

Após o pré-processamento da imagem é necessário efetuar conjunto de operações que resultarão na segmentação dos objetos contidos na rodovia.

6. *Remoção de ruído:* Esse procedimento é executado com a imagem da rodovia extraída. Após a extração, devido a variação na luminosidade durante o processo de aquisição das imagens, pontos de saturação são gerados no sensor da câmera. Essa saturação pode indicar pontos de interesse falsos na etapa de segmentação dos objetos, sendo a saturação caracterizada como ruído de baixa frequência na imagem. A remoção desse ruído é efetuada utilizando filtro passa baixa Gaussiano com dimensão de 3 x 3 pois se considera que o ruído gerado é Gaussiano[16].

7. *Identificação de bordas:* Finalizada a filtragem de baixa frequência, é preciso extrair as bordas dos objetos. Esse resultado pode ser obtido por meio do uso de filtro passa alta. Como a borda possui grande diferença de contraste dentro da imagem, o filtro passa alta torna possível identificar as bordas de transição do baixo contraste para o alto e assim a identificação de objetos dentro da rodovia[17] como veículos e marcações horizontais. O método utilizado para executar essa etapa foi o filtro laplaciano com máscara de dimensão 3 x 3.

8. *Operação morfológica de fechamento:* Concluída a identificação das bordas, efetua-se a operação morfológica de fechamento, com elemento estruturante no formato de elipse e dimensão 10 x 20 pixels, preenchendo as bordas encontradas com a execução desse filtro passa alta. Finalizado esse procedimento, tem-se como resultado a imagem binária que contém somente os objetos de interesse, que nesse caso são veículos e marcações horizontais.

C. Classificação

Concluída a segmentação dos objetos são definidas as classes de objetos a serem classificados. Neste trabalho serão consideradas três classes: setas, traços e carros.

9. *Área e perímetro:* Após a segmentação, executa-se algoritmo que fornece o contorno de cada um dos objetos.

Obtido o contorno, são calculados a área e o perímetro dos mesmos em pixels, não sendo efetuada calibração da câmera. A escolha desses parâmetros é devida as características dos objetos que se deseja classificar, pois devido ao formato de cada um, essas características se tornam únicas para o conjunto de objetos que serão considerados neste trabalho.

10. *Objetos selecionados para treinamento:* Antes da classificação dos objetos segmentados, seleciona-se o conjunto de objetos para cada classe definida que serão utilizados no treinamento dos métodos de reconhecimento de padrões. O treinamento é efetuado com a informação de área e perímetro de cada objeto selecionado e, dessa forma, os métodos de reconhecimento de padrões estarão treinados para o reconhecimento dos objetos das classes definidas. A base de dados utilizada para treinamento e teste dos métodos de classificação foi gerada pelos autores através das imagens adquiridas, sendo estas não pública.

11. *Classificação:* Como no procedimento de extração dos objetos de interesse, outros objetos são segmentados, define-se condição que eliminará objetos com área excedente em $\pm 10\%$ da área dos objetos utilizados na fase de treinamento dos algoritmos de classificação. A aplicação da condição de área excedente descarta objetos que não são de interesse na análise, como palavras na pista e respingos de tinta de marcações. Assim é possível melhorar a precisão dos classificadores. A partir das informações de área e perímetro dos objetos segmentados, as mesmas são fornecidas aos métodos de reconhecimento de padrões previamente treinados, efetuando-se a classificação dos objetos contidos nas imagens de entrada. No trabalho desenvolvido, quatro algoritmos de classificação são aplicados: método de Bayes, *Support Vector Machine* (SVM), Árvores de Decisão e *k-nearest neighbors* (KNN).

III. RESULTADOS

Para aquisição das imagens foram realizados experimentos em diferentes altitudes com objetivo de verificar a eficiência do método desenvolvido. Os melhores resultados encontrados possuem imagens adquiridas entre 40 e 60 metros de altura devido ao nível de detalhe do ambiente, onde quanto maior a altura de voo, menor o nível de detalhe. Todos os voos executados seguiram as regras descritas na RBAC-E nº 94 [9].

Adquiridas as imagens, aplicam-se os algoritmos de remoção das partes verdes e segmentação dos objetos de interesse na rodovia. A Figura 3 apresenta exemplo de resultado obtido em algumas etapas do algoritmo desenvolvido. Todos os algoritmos foram executados em um computador com processador Intel® Core™ i7-4790 com 16 GB de memória RAM. Nesse *hardware* a fase de segmentação do asfalto teve tempo médio de processamento de 0,9 segundos, a etapa de identificação de objetos 4,75 segundos e a fase de classificação 0,3 segundos, isso para cada frame do vídeo. Foram adquiridos e processados aproximadamente 30 minutos de vídeo para avaliar o desempenho do algoritmo.

A partir da Figura 3 (5) é possível verificar as limitações da abordagem utilizada para identificar o asfalto, onde é possível verificar nas laterais que partes que não são verdes, como terra, não são removidas.

Após a etapa de segmentação da rodovia e dos objetos na rodovia, são selecionados alguns objetos para o treinamento dos algoritmos de reconhecimento de padrões. Para o treinamento e teste dos métodos de reconhecimento de padrões, foram utilizados um total de 436 amostras, onde 108 são da classe carro, 104 são setas e 224 são traços. Para treinamento e teste, o conjunto de amostras foi dividido da seguinte maneira: 70% dessas amostras foram utilizadas no treinamento e o restante para efetuar testes nos algoritmos treinados. Para o algoritmo

de Árvores de Decisão, o melhor resultado alcançado utilizou árvore com profundidade 8. Para o KNN, seu melhor resultado ocorreu com k igual a 3. O SVM apresentou melhores resultados com função linear. O classificador de Bayes utilizado não necessita de nenhum parâmetro de entrada. Com a resposta do teste foram construídas matrizes de confusão de cada método para avaliação do desempenho de cada um. As Tabelas I, II e III apresentam o resultado do teste efetuado. A matriz de confusão dos classificadores SVM e KNN são apresentados em uma única matriz devido à similaridade de seus erros.

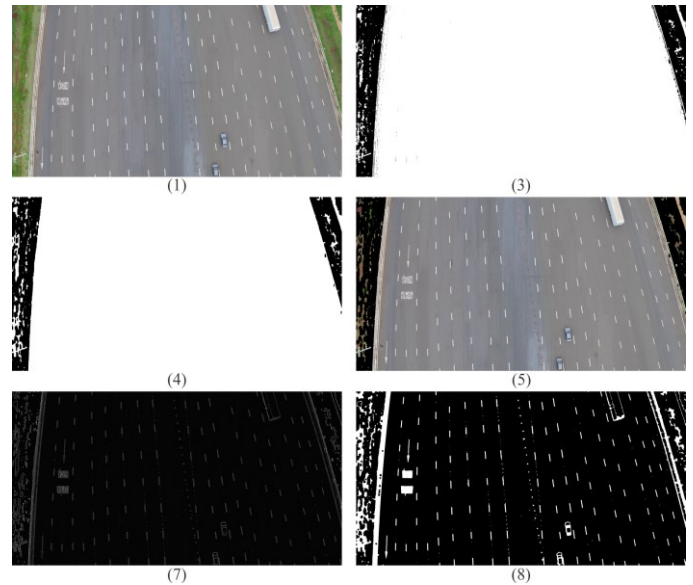


Fig. 3. Execução do algoritmo desenvolvido. Os números abaixo de cada imagem indicam a etapa executada pelo algoritmo apresentado na Figura 2. (1) Imagem Original, (3) Remoção de verde, (4) Operação morfológica de fechamento, (5) Asfalto segmentado, (7) Filtro passa alta, (8) Operação morfológica de fechamento.

TABELA I. MATRIZ DE CONFUSÃO CLASSIFICADOR DE BAYES.

	Carro	Setas	Traços	
Carro	36	0	0	Previsto
Setas	0	32	6	
Traços	0	0	62	
Verdadeiro				

TABELA II. MATRIZ DE CONFUSÃO CLASSIFICADOR DE ÁRVORES DE DECISÃO.

	Carro	Setas	Traços	
Carro	36	2	2	Previsto
Setas	0	30	0	
Traços	0	0	66	
Verdadeiro				

TABELA III. MATRIZ DE CONFUSÃO CLASSIFICADOR DE KNN E SVM.

	Carro	Setas	Traços	
Carro	36	0	0	Previsto
Setas	0	31	1	
Traços	0	1	67	
Verdadeiro				

Referente a precisão de cada algoritmo de classificação, a partir da análise das matrizes de confusão, KNN e SVM apresentaram precisão de 98,5%, sendo esses os melhores classificadores para o trabalho desenvolvido, onde a maior quantidade de erros ocorreu na classificação de setas como traços e vice versa. Já o classificador de Árvores de Decisão, forneceu precisão de 97%, sendo o erro mais recorrente o reconhecimento de traços e carros como setas. Por fim, o classificador de Bayes forneceu precisão de 95,5%. Diferente dos outros classificadores, a maioria dos erros aconteceram na classificação de traços como carros.

Sequencialmente são fornecidas ao algoritmo de processamento, imagens para se extrair os objetos contidos na rodovia e posterior classificação. A Figura 4 apresenta o resultado da execução dos quatro algoritmos de reconhecimento de padrões, sendo a Figura 4 um *frame* de um dos vídeos adquiridos na rodovia. É possível visualizar na Figura 4 a identificação de setas, marcadas em azul, carros, marcados em verde, e traços, marcados em vermelho.

Com a classificação dos objetos na pista, observa-se que alguns traços não são identificados. A origem desse erro é devido ao tratamento definido, que desconsidera objetos com dimensões que não estejam dentro da faixa definida na seção II, subseção C, onde a faixa definida faz com que o algoritmo funcione de forma mais precisa com variações de altura durante o voo de aquisição das imagens. É possível verificar na Figura 4 a identificação de uma palavra na pista como sendo um carro. A ocorrência deste erro é devido à sua dimensão ser próxima a de um carro, entrando assim, na faixa definida para objetos serem considerados para a classificação. Com isso, todos os algoritmos de reconhecimento de padrões aplicados identificaram algumas palavras na pista como carros.

Em conjunto aos erros de classificação apresentados na fase de treinamento dos classificadores alguns erros ocorreram devido a falhas na segmentação de objetos, podendo esses serem causados devido a objetos incompletos ou que se conectam no processo de segmentação.

Exemplo de erro de segmentação pode ser visualizado na Figura 5 (a), onde há um carro conectado a um traço. Esse erro ocorre devido a utilização de operações morfológicas para segmentar os objetos, sendo a principal causa, o tamanho do elemento estruturante. Outro ponto que deve ser considerado, é a altitude de aquisição das imagens. Se esta for elevada obtém-se imagens com menor detalhamento, dificultando a distinção entre objetos próximos e pontos de interesse com dimensões reduzidas.

Além de erros entre objetos próximos existe a possibilidade de sobreposição entre objetos como, por exemplo, um carro estar sobre uma marcação horizontal. Essa situação é similar à conexão dos objetos próximos, pois a operação de segmentação considera somente um objeto constituído de um carro e uma parte da marcação horizontal. Esse exemplo pode ser visualizado na Figura 5 (b).

Alguns erros acontecem por alguns objetos na etapa de classificação serem desconsiderados. Isso pode ser corrigido de duas maneiras. Uma delas é aprimorar o algoritmo de segmentação para que somente os objetos de interesse naquele ponto sejam extraídos. Outra opção é aumentar a quantidade de classes que são treinadas nos algoritmos de classificação. Desta forma, todos os objetos contidos na pista podem ser identificados.

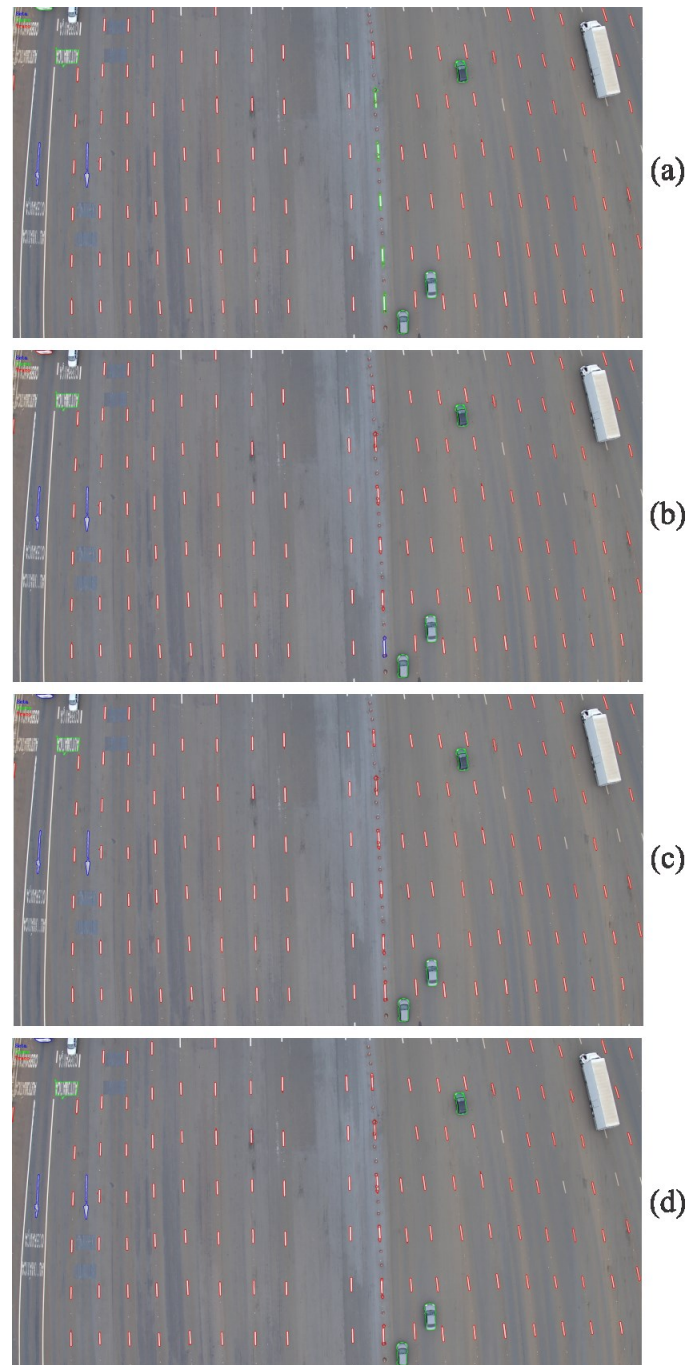


Fig. 4. Resultado da execução dos métodos de reconhecimento de padrões. (a) Bayes. (b) Árvores de Decisão. (c) KNN. (d) SVM.

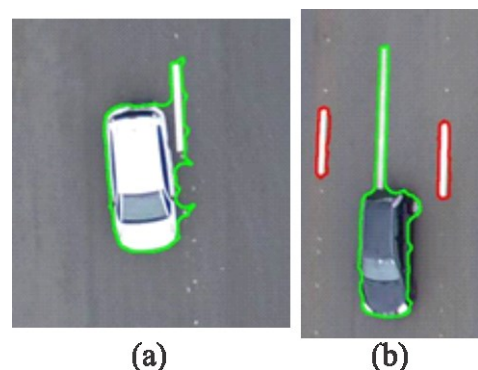


Fig. 5. Problemas na segmentação. (a) Carro conectado com traço, (b) Sobreposição de objetos.

IV. CONCLUSÕES

Este trabalho propõe método para monitorar remotamente rodovias através de imagens aéreas adquiridas por VANT. O monitoramento de rodovias por imagens aéreas pode fornecer informações importantes, proporcionando precisão em reparos a serem efetuados e diminuindo deslocamentos de colaboradores. A partir dessas imagens, efetua-se a extração e o reconhecimento de objetos de interesse empregando técnicas de processamento de imagens. Para extração da rodovia, utilizou-se de segmentação através de cores em conjunto com operações morfológicas. Na segmentação de objetos na rodovia, utilizou-se de filtro passa alta e operações morfológicas.

Os algoritmos desenvolvidos fornecem resultados de segmentação de forma positiva, apresentando erros em objetos próximos que se conectam em razão das operações morfológicas realizadas. A correção desse problema pode ser efetuada modificando o elemento estruturante ou o seu tamanho. Além dessa alteração, pode-se associar a execução de outros algoritmos, adicionando assim, a possibilidade de maior precisão na extração das características desejadas. Mesmo com tempo de processamento elevado, devido as técnicas utilizadas e resolução da imagem, com a evolução do algoritmo esse resultado será melhorado, apresentando resposta mais ágil com a mesma qualidade de imagem.

A classificação dos objetos obteve precisão acima de 95% para os métodos de reconhecimento de padrões aplicados. Os melhores resultados foram obtidos com os classificadores KNN e SVM. Referente aos erros na classificação, pode-se concluir que a maioria se propagaram a partir da segmentação dos objetos de interesse. Para a melhoria dos métodos de reconhecimento de padrões, pode-se utilizar além da área e o perímetro outras características dos objetos de interesse para efetuar o treinamento e classificação desses objetos.

Em trabalhos futuros deseja-se melhorar a precisão dos algoritmos de segmentação, possibilitando a classificação de número maior de classes. Com algoritmos mais aprimorados torna-se possível o monitoramento de mais pontos de interesse para a concessionária proporcionando melhores informações dos objetos identificados dentro da malha rodoviária.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem o apoio financeiro fornecido pela Fundação Araucária, Secretaria de Estado da Ciência, Tecnologia e Ensino Superior do Paraná (SETI), CNPq, CAPES, FINEP, FUNTEF, ANTT e Triunfo Concebra. Este projeto é desenvolvido em parceria com a Triunfo Concebra (01-2015) regulado pela ANTT.

REFERÊNCIAS

- [1] W. Wang, N. Yang, Y. Zhang, F. Wang, T. Cao, and P. Eklund, "A review of road extraction from remote sensing images," *J. Traffic Transp. Eng. (English Ed.)*, vol. 3, no. 3, pp. 271–282, 2016.
- [2] H. Zakeri, F. M. Nejad, and A. Fahimifar, "Rahbin: A quadcopter unmanned aerial vehicle based on a systematic image processing approach toward an automated asphalt pavement inspection," *Autom. Constr.*, vol. 72, pp. 211–235, 2016.
- [3] W. Feng, W. Yundong, and Z. Qiang, "UAV borne real-time road mapping system," in *2009 Joint Urban Remote Sensing Event*, 2009, pp. 1–7.
- [4] H. Zhou, H. Kong, L. Wei, D. Creighton, and S. Nahavandi, "Efficient Road Detection and Tracking for Unmanned Aerial Vehicle," *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 16, no. 1, pp. 297–309, 2015.
- [5] M. Gavilán *et al.*, "Adaptive Road Crack Detection System by Pavement Classification," *Sensors*, vol. 11, no. 10, pp. 9628–9657, Oct. 2011.
- [6] M. R. Jahanshahi, F. Jazizadeh, S. F. Masri, and B. Becerik-Gerber, "Unsupervised Approach for Autonomous Pavement-Defect Detection and Quantification Using an Inexpensive Depth Sensor," *J. Comput. Civ. Eng.*, vol. 27, no. 6, pp. 743–754, Nov. 2013.
- [7] AGÊNCIA NACIONAL DE AVIAÇÃO CIVIL, "Regras de ógãos brasileiros sobre operação de drones," 2017. [Online]. Disponível em: <http://www.anac.gov.br/assuntos/paginas-tematicas/drones/regras-de-todos-os-orgaos-brasileiros-sobre-operacao-de-drones>. [Acesso em: 05-Mai-2017].
- [8] Portal Brasil, "Anatel exige registro para operação de drones," 2017. [Online]. Disponível em: <http://www.brasil.gov.br/defesa-e-seguranca/2017/01/anatel-exige-registro-para-operacao-de-drones>. [Acesso em: 17-Jan-2017].
- [9] AGÊNCIA NACIONAL DE AVIAÇÃO CIVIL, *Requisitos Gerais para Aeronaves Não tripuladas de uso Civil*. Brasil, 2017, p. 26.
- [10] Departamento de Controle do Espaço Aéreo, "DECEA lança portal para orientar usuário de Drone/RPAS," 2016. [Online]. Disponível em: https://www.decea.gov.br/?i=midia-e-informacao&p=pg_noticia&materia=decea-lanca-portal-para-orientar-usuario-de-dronerpas. [Acesso em: 17-Jan-2017].
- [11] I. Colomina and P. Molina, "Unmanned aerial systems for photogrammetry and remote sensing: A review," *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 92, pp. 79–97, 2014.
- [12] A. Kaehler and G. Bradski, *Learning OpenCV 3*, 1st ed. Sebastopol: O'Reilly Media, 2016.
- [13] J. Beyerer, F. Puente León, and C. Frese, "Color," in *Machine Vision*, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2016, pp. 163–202.
- [14] N. Mohd Ali, N. K. A. Md Rashid, and Y. M. Mustafah, "Performance Comparison between RGB and HSV Color Segmentations for Road Signs Detection," *Appl. Mech. Mater.*, vol. 393, pp. 550–555, 2013.
- [15] J. Beyerer, F. Puente León, and C. Frese, "Morphological Image Processing," in *Machine Vision*, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2016, pp. 607–647.
- [16] J. Beyerer, F. Puente León, and C. Frese, "Preprocessing and Image Enhancement," in *Machine Vision*, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2016, pp. 465–519.
- [17] Y. Ishino and H. Saji, "Extraction of road markings from aerial images," in *2008 SICE Annual Conference*, 2008, pp. 2180–2183.