

# DETECÇÃO AUTOMÁTICA DE APARELHOS DE MUDANÇA DE VIA FERROVIÁRIOS UTILIZANDO PROCESSAMENTO DE IMAGEM

RICARDO DA MOTA SALVADOR\*, LEONARDO DE ASSIS SILVA†, ANDRÉ STANZANI FRANCA‡, RAQUEL FRIZERA VASSALLO\*

\**Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Espírito Santo  
Vitória, Espírito Santo, Brasil*

†*Departamento de Eletrotécnica, Instituto Federal do Espírito Santo  
Guarapari, Espírito Santo, Brasil*

‡*Departamento de Tecnologia e Inovação, Vale S.A.  
Vitória, Espírito Santo, Brasil*

Emails: ricardomsalvador50@gmail.com, leonardo.assis@ifes.edu.br,  
andre.stanzani@gmail.com, raquel@ele.ufes.br

**Abstract**— Many railroad inspection and maintenance processes are still dependent on human action. In this paper, we propose an automatic railroad switch detection method based on image processing. Such processing is performed by merging two search strategies: masking likelihood and Viola-Jones. The system resulted on 99,99% accuracy, 100% recall and 85.71% precision, which is satisfactory with respect to the possibility of optimize the analysis of railway elements and generate proper maintenance plans.

**Keywords**— Automatic Railroad Switch Detection, Railroad Maintenance, Image Processing, Viola-Jones, Computer Vision.

**Resumo**— Atualmente, muitos processos de inspeção e manutenção das ferrovias ainda são dependentes da ação humana. Neste artigo, é proposto um método de detecção automática de AMVs (Aparelhos de Mudança de Via) baseado em processamento de imagem. O processamento é realizado com a fusão de duas estratégias de busca: verossimilhança por máscara e Viola-Jones. O sistema apresentou acurácia de 99,99%, *recall* de 100% e precisão de 85,71%, resultado satisfatório quanto à possibilidade de se otimizar a análise de elementos da via e gerar planos de manutenção mais adequados.

**Palavras-chave**— Detecção automática de AMVs, Manutenção de Ferrovias, Processamento de imagem, Viola-Jones, Visão Computacional.

## 1 Introdução

As ferrovias brasileiras correspondem a 25% da matriz de transporte em termos de TKU (tonelada-quilômetro transportada) (ANTF, 2016). A liderança é do transporte rodoviário, que alcança índices de 60% da matriz em TKU. No entanto, a ferrovia é mais eficiente energeticamente, mais adequada para longas distâncias e grandes quantidades transportadas, emite menos gases poluentes e é mais segura que o transporte rodoviário. Perde para este último no transporte porta-a-porta e pelo seu alto custo de implantação. Se considerado a participação do transporte ferroviário na matriz de transportes de outros países continentais como o Canadá, Austrália, EUA e China, os percentuais da ferrovia giram entorno de 44%, com destaque expressivo para a Rússia, com 81%.

Isto demonstra a potencialidade de crescimento da malha ferroviária no Brasil. Entretanto, para capturar toda essa plausível capacidade e diluir o alto custo de investimento inicial, é imprescindível conservar bem seus ativos. Por ativos, entenda-se toda a frota de material rodante, o agrupamento das locomotivas, vagões e afins; e via permanente, o conjunto dos trilhos, dormentes, elementos de fixações, lastro (brita) e pontes

e túneis. Em particular, a via permanente é o elemento de mais difícil manutenção. Principalmente pela grande extensão, dimensão, peso, dispersão geográfica e exposição a intempéries de seus ativos.

A manutenção da via permanente frequentemente é realizada por inspetores caminhando, observando e avaliando manualmente as condições visuais, táteis e acústicas dos elementos da via, tarefa que depende de muito esforço e tempo do empregado. Alguns elementos são inspecionados automaticamente. A exemplo desses são os trilhos, que são avaliados quanto à distância relativa entre eles (bitola) e falhas mecânicas (trincas, quebras, corrugação, perda de massa, etc.).

No entanto, a inspeção de uma grande parte dos elementos da via permanente, como AMVs (Aparelho de Mudança de Via), dormentes, fixações, pontes, túneis, etc. é feita de forma não automatizada.

Os AMVs, em particular, são itens críticos de inspeção pela complexidade de esforços sofridos na dinâmica ferroviária, partes móveis presentes, importância e impacto na operação ferroviária. As inspeções passam por avaliações de aspectos visuais, medições de dimensões, cotas, profundidades, esforço, folgas e distância relativa entre elementos. Com dezenas de medidas a serem verificadas, al-

gumas da ordem de milímetros e outras da ordem de centímetros, habitualmente nota-se a subjetividade, a imprecisão e a despadronização que a inspeção humana pode produzir. Além disso, a exposição do inspetor a intempéries (sol, chuva, calor exaustivo, etc.), animais peçonhentos, longas distâncias a percorrer é algo que deseja-se evitar aos trabalhadores. Ademais, há um grande ganho em direcionar a ação de inspeção humana onde realmente é necessária, com uma avaliação especializada, selecionando previamente os trechos a serem inspecionados.

Por isso, o emprego de sistemas computadorizados, principalmente os baseados em visão computacional, tem sido cada vez mais utilizados pelas grandes empresas. Um exemplo disso, pode ser visto em (Fernando et al., n.d.), um projeto norte-americano que desenvolveu um sistema de inspeção para detectar defeitos nos trilhos. Esse sistema classifica as regiões da imagem como partes de um trilho, para posteriormente, identificar falhas, que são visivelmente diferentes para cada elemento. Para obter as imagens, somente para os experimentos do projeto, foi utilizado um pequeno veículo ferroviário.

Já Singh et al. (2017) utilizaram um drone para identificar os trilhos nas imagens e realizar seu monitoramento. Mesmo que seus resultados sejam positivos, filmagens em ambientes externos são muito suscetíveis a variações de iluminação. Entretanto, para realizar um bom processamento dos dados, é necessário que haja uma fonte adequada de imagens. O mesmo problema pode acontecer em Karakose et al. (2017), que posiciona suas câmeras na frente do trem.

Neste contexto, este trabalho propõe um método de detecção de AMVs baseado em processamento de imagem, pela fusão de duas estratégias de busca: verossimilhança por máscara e Viola-Jones (Viola and Jones, 2001). Essas estratégias são bem utilizadas na literatura para detecção de objetos, sendo o método de Viola-Jones conhecido por ser um detector de faces bastante versátil e flexível.

Além disso, as fotos são tomadas a partir de um carro controle, um veículo ferroviário exclusivo para inspeção, que percorre trechos contínuos coletando diversas informações da via. Esse carro controle possui um sistema de visão composto por duas câmeras voltadas verticalmente para baixo e lâmpadas halógenas estroboscópicas que mantém o sistema de iluminação sincronizado com a captura das imagens. Dessa forma, o sistema de captura garante uma menor susceptividade aos problemas já comentados.

Com os resultados do projeto, espera-se auxiliar os funcionários na atividade de inspeção de AMVs e de planejamento de manutenção.

Para apresentar o trabalho aqui proposto, este artigo está dividido em mais cinco seções, além

desta Introdução. A Seção 2 apresenta o AMV e traz comentários sobre sua inspeção e manutenção. A descrição da plataforma que realiza a aquisição das imagens do trilho, do algoritmo desenvolvido para processar as imagens e identificar os AMVs está explicada detalhadamente nas Seções 3 e 4. Os resultados são apresentados e discutidos na Seção 5. A conclusão, propondo alguns trabalhos futuros, é abordada na Seção 6.

## 2 AMV - Aparelho de mudança de via

A via permanente da ferrovia pode, fisicamente, ser dividida em infraestrutura e superestrutura. O primeiro diz respeito aos elementos que dão suporte e mantêm a qualidade da ferrovia, como a camada de terraplanagem, as valetas de drenagem, bueiros, túneis, pontes, etc. O segundo é composto por elementos responsáveis por absorver e suportar os esforços diretos das cargas, como lastro e sublastro, dormentes, fixação, trilhos, AMVs, etc. (Brina and de Ferro, 1979; Monteiro Neto, 2010).

O aparelho de mudança de via (AMV) é um conjunto de peças adjacentes a duas vias férreas que permite a mudança de uma via para outra. Ele é composto de agulhas, contra-agulhas, chavimaromba ou máquina de chave, jacaré, calços, coxins, contratrilhos e dormentes especiais. Quando a via é sinalizada, o AMV é operado pela máquina de chave, que remotamente é acionada para movimentar as agulhas e permitir a mudança de vias, fazer retornos, cruzar por linhas, enfim, todas as ações que o AMV permite. A Figura 1 apresenta uma foto de parte de um AMV, contendo trilhos, contra-trilhos, elementos de fixações, dormentes e jacaré.

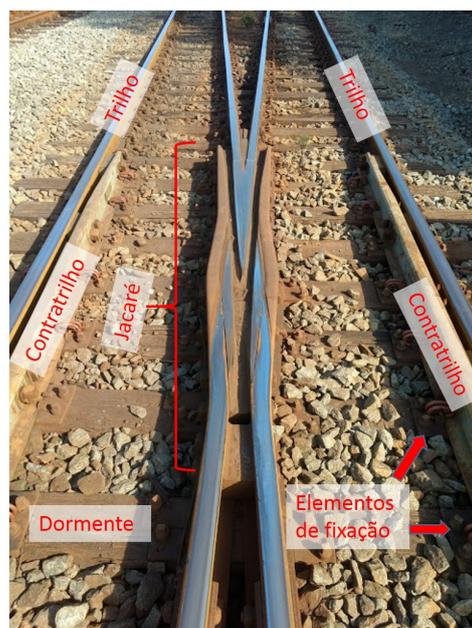


Figura 1: Partes de um AMV (trilhos, contra-trilhos, elementos de fixação, dormentes e jacaré).

Esse elemento da via possui grande importância para a dinâmica da ferrovia. Por esse motivo, atenção e esforços de manutenção devem ser aplicados a este equipamento constantemente. Um plano de manutenção adequado garante segurança à via, além de aumentar sua vida útil. Entretanto, essa não é uma tarefa fácil devido tanto às técnicas de inspeção atuais quanto à própria disposição física destes elementos ao longo da via.

A inspeção de AMVs ocorre, em grande maioria, de forma manual e visual, em que um funcionário da via vai até o equipamento e colhe os dados. Este método despende de muito esforço e tempo do empregado, que deve percorrer grandes distâncias para exercer sua função. Além disso, essa forma de inspeção está sujeita a todo tipo de influencia externa, como cansaço físico e mental do inspetor que sujeita a sua saúde às variações climáticas, animais peçonhentos (ataque de cobras e escorpiões frequentemente são relatados) e os riscos inerentes à operação ferroviária.

Portanto, o emprego de sistemas automatizados, principalmente os baseados em visão computacional, pode trazer grandes avanços nessa área, pois, além de evitar a subjetividade humana, dispensaria a presença (pelo menos em primeiro momento) do empregado em cada AMV. Dessa forma, um único funcionário poderia fazer a análise das imagens já processadas e selecionadas por este sistema, para assim, direcionar os esforços assertivamente nos equipamentos devidos.

### 3 Descrição da plataforma e aquisição dos dados

As inspeções propriamente na via são realizadas com o intuito de avaliar os elementos da via e auxiliar no plano de manutenção mais apropriado a cada situação (VALE, 2011). Esse trabalho é realizado por funcionários enviados ao local, consumindo muito tempo e esforço do mesmo.

Por isso, esta pesquisa busca otimizar esse procedimento, valendo-se de técnicas de processamento de imagem. Para tanto, é necessário que haja uma fonte adequada de imagens. Neste caso, as fotos são tomadas a partir de um carro controle que percorre trechos contínuos, coletando diversas informações da via.

O carro controle possui um sistema de visão composto por duas câmeras voltadas verticalmente para baixo, priorizando em seu campo visual os elementos da via, como: o boleto (topo do trilho), AMVs, e elementos de fixação. Cada câmera está voltada para um dos dois trilhos.

A imagem é capturada a partir de uma câmera de varredura por linhas, que captura um vetor de *pixels* por vez. Ao final do ciclo, unem-se todos esses vetores em uma imagem padrão, porém, com grande fidelidade da cena, visto que a captura é feita em alta velocidade mas com redundância

de informações. Essa imagem é composta pela captura das duas câmeras lado a lado.

Essa coleta de imagens é feita sempre sob um referencial fixo, mantendo cerca de 37 cm de distância do sensor para o boleto do trilho. A iluminação também é mantida sincronizada com a captura das câmeras por meio de lâmpadas halógenas estroboscópicas, garantindo certa padronização na cena.

Neste trabalho, o processamento das imagens foi realizado usando-se Matlab 2016a, posteriormente à etapa de coleta. Foi utilizado um computador pessoal comum, dotado de sistema operacional Ubuntu 16.04 LTS 64-bit, processador Intel Core i7-3537U CPU 2.00GHz × 4 e 6 Gb de memória RAM.

## 4 Processamento de dados

### 4.1 Algoritmo

A metodologia proposta neste trabalho se baseia na fusão de duas estratégias de busca: verossimilhança por máscara e Viola-Jones (método com classificadores em cascata). A fusão busca aumentar as chances de acerto, de maneira que falsos positivos encontrados por um método sejam corrigidos pelo outro. Além disso, os métodos são aplicados sequencialmente, diminuindo o tempo de processamento quando a análise por máscara não retorna candidatos positivos. Entenda-se candidatos positivos como AMV presente na imagem.

Contudo, antes dessa etapa de busca, as imagens passam por um pré-processamento para cada estratégia. Para a análise de verossimilhança por máscara, as imagens são reduzidas para um quarto do seu tamanho original, binarizadas, pelo método de Otsu (Otsu, 1979), e tratadas por operações de morfologia (i.e. erosão, dilatação e abertura). Todas as regiões menores que um limiar são excluídas e, caso haja regiões verticais de mesma altura que a imagem, o lado em que se encontram (direito e/ou esquerdo da imagem) será completamente excluído.<sup>1</sup>

No caso do método Viola-Jones, o contraste das imagens é ajustado para um melhor desempenho do classificador, utilizando como base o desvio padrão. O aumento do contraste e ajustes dinâmicos garantem a padronização dos dados que serão postos à análise visual pelo algoritmo.

### 4.2 Análise por Máscara

Após o pré-processamento, a imagem é filtrada pela máscara apresentada na Figura 2. Ela é uma representação binária no formato de um AMV. Como a escala das imagens obtidas pelo veículo ferroviário não se altera, a máscara não precisa

<sup>1</sup>Regiões verticais de mesma altura que a imagem são consideradas somente trilho - onde há trilho, não há AMV.

lidar com variação de escalas para gerar resultados plausíveis, devendo apenas ser transladada pela imagem. Isso agrega maior agilidade para essa etapa.

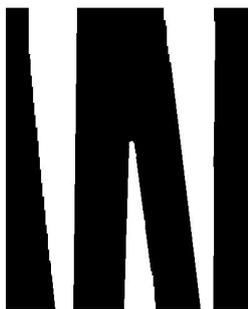


Figura 2: Máscara aplicada nas imagens.

O resultado desse processo é uma matriz contendo o nível de verossimilhança de cada posição em que a máscara foi aplicada sobre a imagem. Desta maneira, é possível obter o ponto mais verossímil entre a máscara aplicada e a cena - a posição do AMV.

Apesar da imagem poder não conter um AMV, a análise por máscara sempre retorna o ponto de máxima verossimilhança, ou seja, o local na imagem que mais se aproxima da máscara fornecida. Assim, para que seja possível identificar quais casos não são AMVs, a metodologia proposta compara o ponto de máxima encontrado com o segundo maior. Caso os dois pontos tenham níveis de semelhança com a máscara muito parecidos (nível do segundo seja maior que 92 % do primeiro), entende-se que não há um ponto destoante, descartando a possibilidade de ser um AMV.

Dessa maneira, não será necessário aplicar o método Viola-Jones, visto que não há um candidato a positivo. AMVs geralmente aparecem como um pico destoante dos demais. Caso haja um suposto candidato positivo, a imagem é processada pelo classificador em cascata baseado em Viola-Jones.

Dessa forma, é feita uma filtragem inicial rápida e eficiente, visto que a maioria das imagens do banco é composta apenas por cenas contendo trilho, sendo, então, descartadas nesta primeira etapa.

#### 4.3 Análise por Viola-Jones

Métodos de detecção de objetos em imagens utilizam as mais diversas formas de abordagem sob o ponto de vista de extração e classificação de características. O método proposto em (Viola and Jones, 2001) é baseado na utilização de diversos classificadores fracos e ágeis, de modo a manter a eficiência em termos de rejeição de características não esperadas. A união desses classificadores fracos resultam, ao final, em um forte, consolidando o

método como uma solução robusta para a detecção de objetos.

O segundo método de processamento realizado neste trabalho baseia-se nesse classificador, valendo-se da agilidade em resolver os casos em que não há a presença do objeto de interesse. Fato que acontece devido ao modelo de detecção em cascata, que visa detectar e excluir o quanto antes quadros em que não há a presença de uma característica esperada.

Esse método se torna uma escolha adequada devido a suas possibilidades em relação à natureza do problema:

- Há pouca variação do AMV nas imagens, visto que as imagens a serem analisadas são coletadas sempre sob o mesmo referencial e distância do objeto, além do controle sob a iluminação da cena durante a captura. Esse fato corrobora com as exigências de utilização de classificadores em cascata, em que é fortemente recomendado que os objetos de interesse sofram pouca variação de forma e rotação na cena para uma eficiente detecção;
- Os classificadores em cascata possuem uma eficiente rejeição de amostras em que não há o objeto de interesse. O objeto de estudo desse trabalho é o AMV e as imagens coletadas e analisadas correspondem a um trecho contínuo de ferrovia, portanto a incidência de AMVs nas imagens é relativamente baixa. O método em cascata é então bastante recomendado neste caso, pois evita perda de esforço computacional e tempo de processamento desnecessário (Viola and Jones, 2001).

Neste caso, o classificador é aplicado na imagem, percorrendo todas as etapas desse método. A resposta esperada é um vetor com informações de ocorrência do objeto na imagem (*bounding box*), sendo que é possível obter duas situações:

- Falta de detecção do objeto: nesse caso, são interrompidos os esforços de processamento nessa imagem, passando à próxima amostra;
- Presença de uma ou mais ocorrências do objeto na cena: esses casos são tratados de maneira semelhante e é nesse ponto que as duas análises (verossimilhança por máscara e Viola-Jones) são de fato contrapostas para validar ou não um objeto como AMV. A hipótese positiva da análise por máscara gera uma posição do objeto, que é comparado com a/as posição/ões obtidas na análise por Viola-Jones.

O diagnóstico final é baseado nessa comparação e, caso haja a convergência nessas posições, é declarado que um AMV foi encontrado na imagem, gerando-se um relatório de controle a ser entregue ao operador responsável. Esse relatório contém,

além da informação de presença e localização do AMV, as coordenadas geográficas do local de captura da imagem, o posicionamento quilométrico na ferrovia, a data e hora da captura, entre outros.

A Figura 3 apresenta a detecção de um AMV pelo método Viola-Jones (caixa verde) e pela verossimilhança com máscara (ponto azul). Neste caso, o ponto de máxima encontrado pela filtragem com a máscara encontra-se dentro da região apontada pelo classificador, caracterizando, assim, uma detecção de AMV pelo algoritmo.

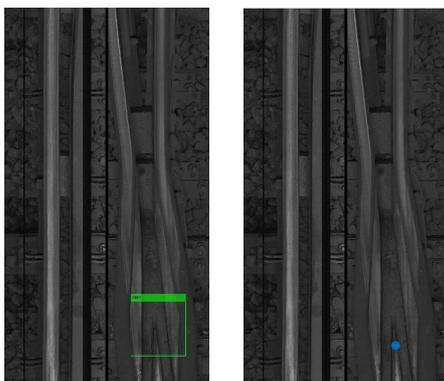


Figura 3: Detecção de um AMV pelo método Viola-Jones (caixa verde) e pela verossimilhança com máscara (ponto azul).

## 5 Experimentos e resultados

Para testar e avaliar o desempenho da ferramenta de inspeção proposta neste trabalho, foi realizado um experimento tendo como base um banco de imagens disponibilizado pela empresa colaboradora Vale S.A. Essa etapa visa expor o sistema a situações reais de operação, tendo em vista todas as influências pertinentes a uma aplicação em ambiente externo.

A coleta e observação dos resultados servirá não apenas para análise de desempenho do sistema, mas também como ponto de partida para avaliar a viabilidade de implantação em relação aos métodos utilizados atualmente, os ganhos em relação à segurança, a confiabilidade das novas medidas, além da discussão sobre a aplicação do sistema proposto sobre outros elementos na ferrovia.

Os dados foram coletadas em uma situação real de operação e abrangem 13.945m de ferrovia. O banco possui fotos em escala de cinza dos dois trilhos, postas lado a lado, formando uma só imagem. A Figura 4 contém dois exemplos de imagens do banco, uma com a presença de um AMV e a outra sem.

O teste foi realizado no acervo de 7.234 imagens e durou 668 segundos, média de 92 milissegundos por imagem. Os valores obtidos estão expostos na Tabela 1

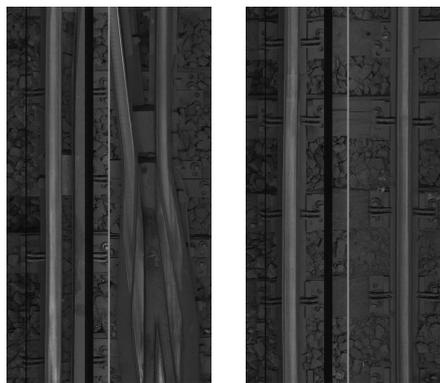


Figura 4: Dois exemplos de imagens do banco

Verdadeiro positivo (VP)	6
Falso positivo (FP)	1
Verdadeiro negativo (VN)	7227
Falso negativo (FN)	0

A análise dos resultados será dada pela apresentação de indicadores de desempenho conforme a Tabela 2.

Métrica	%
Acurácia	99,99
<i>Recall</i>	100
Especificidade	99,99
Valor preditivo negativo	100
Precisão (valor preditivo positivo)	85,71

Os resultados obtidos seguem a lógica esperada quando se trata de um banco com desbalanceamento entre classes, em que há uma maioria absoluta de imagens sem o objeto desejado. Esse problema justifica o uso de técnicas que buscam a eliminação rápida de candidatos que não cumpram as características primárias de interesse (caso dos classificadores em cascata).

A acurácia, o valor preditivo negativo e a especificidade ratificam essa hipótese visto seu alto valor, e isso é devido ao fato de que ambos são fortemente influenciados por VNs, observando que a presença de AMVs é minoritária nas imagens.

O *recall* e a precisão são especialmente interessantes para este trabalho, porque é extremamente desejado que a proposta entregue ao inspetor todos os AMVs da via, sendo que é fortemente preferível que haja a presença de um falso positivo à perda de um aparelho de mudança de via. Ou seja, o algoritmo, preferencialmente mostra todos os AMVs e mais alguns (poucos) não-AMVs para o inspetor. Dessa forma há baixa possibilidade de um AMV com necessidade de inspeção ser negligenciado, que poderia ser catastrófico.

No banco testado, existem seis AMVs e a solu-

ção proposta foi capaz de detectar todos eles, como observado pelo *recall*, cumprindo com a exigência do problema. A presença de um falso positivo pode ser observada no valor da precisão e, devido à presença de poucos verdadeiros positivos, possui grande impacto nesse indicador. Entretanto, é importante observar que o valor relativo de FP em relação ao total de positivos é baixo e facilmente excluído pelo operador na análise dos dados. Em suma, os indicadores mostram que o algoritmo é capaz de identificar com precisão cada AMV que realmente existe na ferrovia e também indica (em 15% dos casos) um ponto na ferrovia que não é AMV e que o inspetor deve manualmente desconsiderar.

A aplicação do sistema proposto apresenta melhorias em diversos aspectos, como tempo e custo, pois disponibiliza imagens dos equipamentos aos inspetores remotamente e de uma única vez; segurança, evitando que os funcionários da via permanente precisem se deslocar por toda a ferrovia; e confiabilidade, visto que um processamento robusto está isento de influências externas, como a subjetividade humana.

Além de resultados imediatos, o sistema abre possibilidade para vistoriar outros elementos da ferrovia, como a fixação dos trilhos, dormentes, passagens de nível, etc. Outra grande vantagem está na possibilidade de historiamento dos elementos da ferrovia, de maneira a viabilizar a avaliação de vida útil dos elementos ao cruzar com dados operacionais com os resultados da inspeção em momentos distintos. É possível determinar o desgaste esperado de elementos dado a intensidade do uso. Isso agrega maior inteligência e controle a estes processos, aumentando a sua eficiência e, conseqüentemente, a disponibilidade operacional da ferrovia.

## 6 Conclusões

O presente trabalho propõe um método de detecção de AMVs baseado em processamento de imagem. A proposta tem por finalidade auxiliar na inspeção deste equipamento e no planejamento de manutenções.

Os resultados obtidos se mostram satisfatórios para esse propósito, visto que possibilita ao inspetor realizar boa parte de sua tarefa remotamente, sem a necessidade de ir a campo previamente, percorrendo grandes extensões onde está sujeito a muitos fatores de risco.

Apesar da ocorrência de falsos positivos, o código apresenta um *recall* de 100%, o que para a atividade fim deste caso é essencial. Uma precisão de 85,71% permite que as imagens erroneamente classificadas como AMV sejam facilmente descartadas pelo inspetor.

Apesar desses resultados satisfatórios, o método proposto ainda tem boa margem para melho-

rias, principalmente pelo fato de que o detector foi treinado a partir de poucas amostras positivas. Acredita-se que com a inserção de mais amostras positivas no sistema de treinamento, o resultado seja ainda melhor.

Há também a possibilidade de treinar uma rede neural convolucional (CNN) para identificar AMVs ou outros elementos da ferrovia na imagem, além de poder identificar também possíveis defeitos. Entretanto, o treinamento de uma rede dessas exigiria um banco de dados com muitos exemplos positivos e negativos, número ainda maior que para os classificadores em cascata de Viola-Jones.

Por fim, o método proposto provou ser capaz de detectar AMVs, possibilitando futuros estudos para expansão desse sistema. O trabalho em questão, poderia, então, ser utilizado para identificação de outros elementos da via, como dormentes, elementos de fixação, contratrilhos, travessias e passagens de nível, etc.

## Referências

- ANTF (2016). Associação Nacional dos Transportadores Ferroviários. Informações Gerais. Brasília, online.
- Brina, H. and de Ferro, E. (1979). Via permanente, *Rio de Janeiro: Livros Técnicos e Científicos Editora SA*.
- Fernando, L., Camargo, M., Resendiz, E., Hart, J., Edwards, J. R., Ahuja, N., Christopher, P. and Barkan, L. (n.d.). Machine vision inspection of railroad track.
- Karakose, M., Yaman, O., Baygin, M., Murat, K. and Akin, E. (2017). A new computer vision based method for rail track detection and fault diagnosis in railways, *International Journal of Mechanical Engineering and Robotics Research* **6**(1): 22–17.
- Monteiro Neto, J. P. (2010). Ferrovias, Universidade Estadual do Oeste do Paraná.
- Otsu, N. (1979). A threshold selection method from gray-level histograms, *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics* **9**(1): 62–66.
- Singh, A. K., Swarup, A., Agarwal, A. and Singh, D. (2017). Vision based rail track extraction and monitoring through drone imagery, *ICT Express*.
- VALE (2011). Rotinas do inspetor de superestrutura de via permanente, VALE.
- Viola, P. and Jones, M. (2001). Rapid object detection using a boosted cascade of simple features, *Computer Vision and Pattern Recognition, 2001. CVPR 2001. Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on*, Vol. 1, IEEE, pp. I–I.