

UMA PROPOSTA DE ANÁLISE E PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS PARA INDICATIVO DE ROMPIMENTO DE UMA BARRAGEM DE REJEITO DE MINÉRIO¹

Fernando Paim Lima²
Bruna Cristina Mendes
José Luiz Maciel Pimenta
Paloma Maira de Oliveira Lima

RESUMO

Considerando os recentes acidentes com barragens de rejeito de minério, ocorridos no estado de Minas Gerais, novas alternativas para minimizar o impacto de tais desastres se tornaram ainda mais relevantes. Neste contexto, este artigo tem como objetivo apresentar uma análise das imagens de segurança referentes à barragem da Mina Córrego do Feijão, localizada na cidade de Brumadinho (MG), com o uso de algoritmos de processamento digital de imagens e visão computacional para a obtenção de um indicativo do momento de seu rompimento. Os resultados encontrados indicaram que os algoritmos propostos foram satisfatórios no reconhecimento de padrões de ruptura. A metodologia proposta neste artigo pode ser utilizada para desenvolvimento de soluções de monitoramento autônomo de barragens de rejeito de minério no sentido de alerta em caso de colapso da mesma.

Palavras-chave: Visão Computacional. Processamento digital de imagens. Barragem de rejeito.

A PROPOSED ANALYSIS AND DIGITAL IMAGE PROCESSING FOR INDICATION OF TAILINGS DAM FAILURE

ABSTRACT

Considering recent accidents with tailings dams in the state of Minas Gerais, new alternatives to minimize the impact of these types of hazards have become more relevant. In this context, this paper aims to present an analysis of the security images from the tailings dam at Córrego do Feijão iron ore mine, located in the city of Brumadinho (MG), by using digital image processing algorithms and computer vision algorithms in order to obtain an indicative of its collapsing moment autonomously. The results indicate that the proposed algorithms were satisfactory in the detection of dam rupture patterns. The methodology proposed in this paper can be used for the development of solutions for autonomous monitoring in ore tailings dams to activate an alert in a collapse event.

¹**Como citar este trabalho:** LIMA, Fernando Paim; MENDES, Bruna Cristina; PIMENTA, José Luiz Maciel; LIMA, Paloma Maira de Oliveira. Uma proposta de análise e processamento digital de imagens para indicativo de rompimento de uma barragem de rejeito de minério. ForScience, **Formiga**, v. 13, n. 2, e0709, jul./dez. 2025. DOI: [10.29069/forscience.2025v13n2.e709](https://doi.org/10.29069/forscience.2025v13n2.e709).

²**Autor correspondente:** Fernando Paim Lima, e-mail: fernando.lima@ifmg.edu.br.

Keywords: Computer Vision. Digital Image Processing. Tailings Dam.

1 INTRODUÇÃO

No Brasil existem várias barragens classificadas como de alto risco. Segundo a Agência Nacional de Águas (ANA), a barragem que se rompeu na cidade de Brumadinho no estado de Minas Gerais, em 25 de janeiro de 2019, estava entre as 56 barragens da mineradora Vale classificadas na categoria de “alto dano potencial associado” (FARIA, 2019).

De acordo com informações divulgadas pelo portal G1 (2019), a tragédia da cidade de Mariana, situada também no estado de Minas Gerais, que ocorreu em 2015, é, até então, o mais grave desastre ambiental da história provocado por vazamento de minério. O rompimento da barragem da Mina Córrego do Feijão em Brumadinho também foi registrado como um desastre de grandes proporções, com mais de 200 mortos e cerca de 90 desaparecidos.

Um dos autores do relatório sobre barragem de minério intitulado *Mine Tailing Storage: Safety is no Accident*, publicado pela Organização das Nações Unidas (ONU), o geólogo Alex Cardoso Bastos, disse à BBC news (2019) que "a tragédia em Brumadinho estará, certamente, no topo dos maiores desastres com rompimento de barragem de minério do mundo. Infelizmente, é possível que ultrapasse Stava, que foi a maior tragédia do tipo nos últimos 34 anos". Atualmente, o Brasil é destaque na lista de tragédias do gênero, por ser o país com o maior número de mortes, somando até agora três desastres com perda humana ou grave dano ambiental desde 2014 (PASSARINHO, 2019).

A história de recorrências de rompimentos de barragens no país parece indicar que pouco se aprendeu a partir das tragédias ocorridas. Em Brumadinho, questões básicas de segurança não foram adotadas ou não funcionaram. Por exemplo, foi destaque na imprensa nacional que as sirenes não tocaram para alertar trabalhadores e comunidades próximas no momento do acidente.

Visto a necessidade de prevenção desse tipo de acontecimento, o desenvolvimento de novos métodos para a identificação de rompimentos se faz necessário para minimizar impactos ambientais, evitar tragédias humanitárias e melhorar aspectos de segurança em geral. Nesse sentido, a aplicação de técnicas e algoritmos de visão computacional e processamento digital de imagens para análises de vídeos em soluções de monitoramento de barragens é uma alternativa viável e possivelmente de menor custo em comparação a sistemas de monitoramento autônomos utilizados na atualidade baseados em sensores, cujo valor estimado é de

aproximadamente: R\$1500.000,00 (um milhão que quinhentos mil reais) tal como foi levantado pelo site de notícias Itatiaia (ÁVILA, R. 2019).

O intuito da utilização de tais técnicas computacionais é o reconhecimento de descontinuidades ou similaridades da imagem capturada, cujo processo de análise pode ser utilizado para detecção de mudanças de pequena escala antes de serem visíveis a olho nu. O termo análise tem relação com a parte do tratamento onde existe uma descrição da informação presente na captura. Esta parte é chamada parametrização, e nela várias medidas quantitativas são utilizadas para descrever diferentes informações dentro de uma imagem (ALBUQUERQUE, 2013).

De acordo com o contexto apresentado, este artigo tem por objetivo apresentar uma proposta para análise de imagem de vídeos de segurança da barragem 1 (um) de rejeito de minério da Mina Córrego do Feijão em Brumadinho (MG) com o intuito de se obter um indicativo do momento de seu rompimento de forma autônoma, determinando um padrão de detecção do rompimento da barragem.

O restante deste artigo está organizado da seguinte forma: A metodologia abordada para a solução proposta é apresentada na Seção 2; os resultados obtidos são apresentados na Seção 3; Trabalhos relacionados estão resumidos na Seção 4; Conclusões, contribuições e sugestões de trabalhos futuros são discutidas na Seção 5.

2 METODOLOGIA

A metodologia da análise foi inspirada a partir de imagens do circuito interno de segurança da Vale em Brumadinho divulgadas na imprensa. As imagens da câmera instalada em frente à barragem 1 da Mina Córrego do Feijão permitem que a sequência de modificações na paisagem durante o rompimento seja analisada. A metodologia foi montada utilizando algoritmos de processamento digital de imagens e ferramentas de visão computacional.

Para a implementação da prova de conceito utilizou-se a linguagem Python¹, que possui uma coleção de bibliotecas com funções que atendem o propósito desta análise de forma eficiente, sendo esse um dos motivos de sua escolha (BORGES, 2014). A principal biblioteca

¹ Disponível em: <https://spectrum.ieee.org/static/interactive-the-top-programming-languages-2019?utm_source=spectrum-hero>. Acesso em 30. Out. de 2019.

utilizada foi a OpenCV², focada em visão computacional e em fornecer diversas ferramentas de processamento e pré-processamento de imagens. Experimentos foram conduzidos em máquinas Intel Core I7 da 6ª geração, com 8GB de memória RAM e sistema operacional Linux da distribuição Ubuntu.

Para as ferramentas de visão computacional, é usual no meio acadêmico, explicá-las usando suas etapas básicas: aquisição, pré-processamento, segmentação, extração de características, classificação e reconhecimento (GONZALEZ; WOODS, 2000). Neste artigo serão abordadas apenas as etapas de pré-processamento, segmentação e extração de características, por se tratar de uma análise temporal das imagens em sequência.



Figura 1 - Imagem da barragem encontrada na mídia, captada por uma câmera de segurança da Vale.

2.1 Pré-Processamento

No decorrer do vídeo de segurança que registra a ruptura da barragem, é selecionada (manualmente) a área de interesse a ser processada, tal como pode ser observada na Figura 2.

² É uma biblioteca multiplataforma desenvolvida pela Intel e mantida pela comunidade, livre para uso comercial e acadêmico. Disponível em: <https://opencv.org/>. Acesso em 30 de out. de 2019.

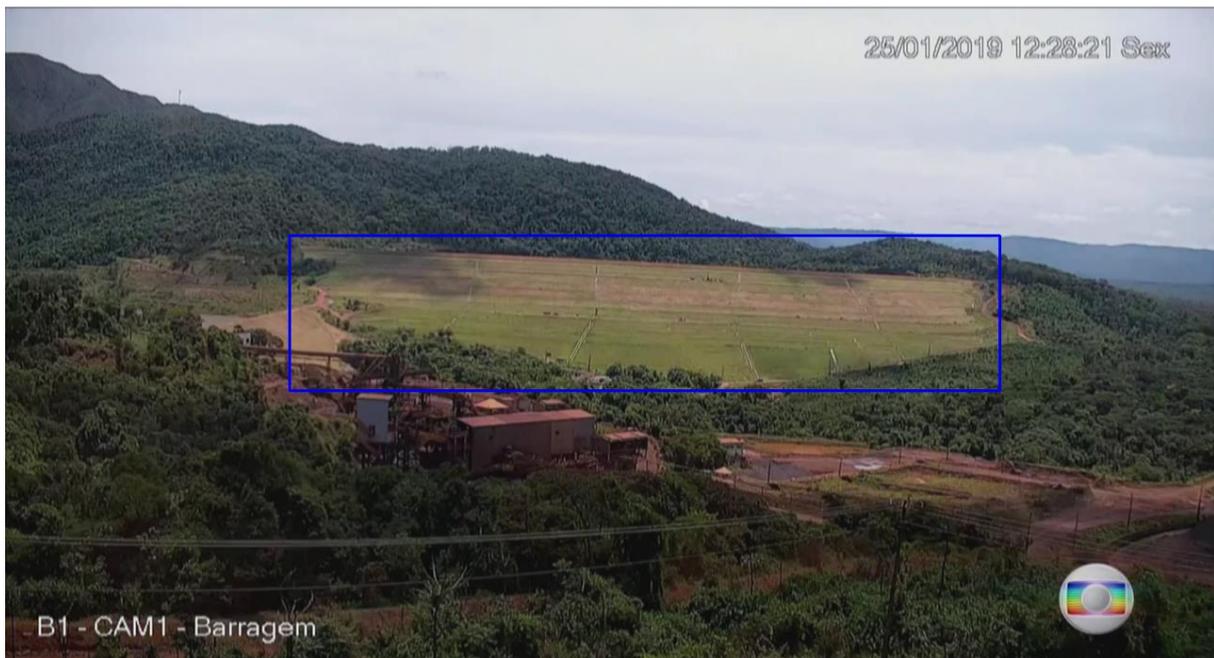


Figura 2 - Definição da área de interesse de um *frame*.

Somente na área de interesse são aplicados os processamentos por meio de algoritmos, objetivando a minimização do custo computacional. Processar uma imagem significa usar técnicas que permitam captar o máximo de informações presentes na mesma, de modo que ocupe o menor espaço de memória possível, tornando assim seu processamento mais rápido (ALBUQUERQUE, 2013). Tais processamentos são:

- a. A normalização das intensidades: nos três canais de cores foram realizadas as normalizações de intensidades, limitando as mesmas a uma escala de 0 a 255, de forma a eliminar *pixels*³ com intensidades discrepantes e distribuir os *pixels* de forma mais uniforme sobre a imagem para não afetar processamentos posteriores, tais como identificação de objetos e de padrões (ANTONELLO, 2017).
- b. Filtro da mediana: após a normalização, é aplicado o filtro da mediana com uma máscara (*kernel*) de 3x3 *pixels*, que irá minimizar detalhes e ruídos fragmentados na imagem. Em Antonello (2017), é citado que este filtro é usado para tratamento de ruídos impulsivos (sal-e-pimenta), além de gerar um efeito *blurring* na imagem, que pode ser traduzido para “borrão”, sendo um efeito notado em fotografias desfocadas. Nas imagens capturadas da barragem, além de minimizar o *aliasing* (serrilhado na imagem),

³ Uma imagem digital em duas dimensões pode ser do tipo matricial, que nada mais é que uma matriz de *pixels*, que são pontos coloridos ou em escala em cinza que correspondem à menor unidade de representação da imagem (GONZALEZ; WOODS, 2000).

ele atua minimizando alterações temporais ocasionadas por sombras de nuvens, pássaros, máquinas e operários se movimentando, entre outros.



Figura 3 - Região de interesse não processada e região de interesse pré-processada.

2.2 Segmentação

A etapa da segmentação proposta para este problema consiste na identificação de diferenças temporais na área de interesse pré-processada do vídeo a cada 2 segundos, que corresponde a aproximadamente 60 *frames*⁴.

Para a obtenção de tais diferenças são coletados dois *frames*, um *frame* chamado **a** e outro *frame* chamado **b**, sendo **b** coletado após 60 *frames* da coleta de **a** (aproximadamente 2 segundos). A Equação (1) representa a coleta de *frames* e a diferença entre eles.

$$\sum_{i=i+60}^n a_{i-60} - b_i \quad (1)$$

Ambos os *frames* são convertidos de uma imagem RGB para escala em cinza⁵, simplificando a captura em apenas um canal de intensidades com valores de 0 a 255.

⁴ Um vídeo é uma sequência de imagens e cada imagem desta sequência é denominada *frame*. A maioria das câmeras e formatos de imagem está de acordo com o formato padrão de transmissão NTSC, que trabalham com aproximadamente 30 frames por segundo.

⁵ Conversão de imagem RGB para *grayscale* usando a fórmula de para encontrar a intensidade de um pixel colorido: $L = 0.299*r + 0.587*g + 0.114*b$ (RUSS, 1995)

Após a conversão para escala em cinza, é feita a subtração das imagens, que nada mais é que a subtração entre matrizes, nas quais seus valores são representados pelo número da intensidade (pixel em escala cinza). De acordo com Dotto, P. et al.(2015), a subtração de imagens pode enfatizar diferenças mínimas em imagens, inclusive diferenças quase imperceptíveis pelo olho humano.

Em seguida, a matriz resultante da subtração é submetida a um processo de dilatação⁶ de áreas claras, o que tende a enfatizar as diferenças encontradas de uma imagem para outra.

Posteriormente, é realizada a binarização da imagem dilatada usando o algoritmo de *threshold*⁷, com limiar global da intensidade 15 até a intensidade 255.



Figura 4 - (A) Região de interesse do *frame* A pré-processado; (B) Região de interesse do *frame* B pré-processado; (C) Diferença binarizada entre a região de interesse do *frame* A e região de interesse do *frame* B; (D) Diferença dilatada binarizada entre regiões de interesse dos *frames* A e B.

2.3 Extração de características

Como se trata de um processamento para realçar diferenças temporais, uma forma simples de observar proporções é a soma dos *pixels* das diferenças. Como na representação em escala em cinza o pixel mais claro tende a 255 e o pixel mais escuro tende a 0, e como método de binarização usado enfatiza as diferenças na cor branca, logo, para quantificar as diferenças das imagens, basta a realização do somatório das intensidades da diferença.

⁶ Ao contrário da erosão, a dilatação é uma operação morfológica que consiste em aumentar objetos claros em imagens binárias ou em escala em cinza, sua equação pode ser encontrada em (GONZALEZ; WOODS, 2000)

⁷ *Threshold* com limiar global trata-se da binarização de uma imagem, que dada uma intensidade escolhida (da escala em cinza), pixels com valores acima do limiar passarão a ter valor 255, e abaixo terão valor de 0. (SILVA; NOGUEIRA, 2015)

Para que não houvesse problemas como *overflow*⁸ durante o somatório das intensidades, a escala foi reduzida 10.000 vezes como representado na Equação (2):

$$\frac{T(D(\sum_{i=i+60}^n a_{i-60} - b_i))}{10.000} \quad (2)$$

onde T corresponde ao *Threshold* (binarização) e D corresponde ao processo de dilatação da imagem.

2.3.1 Threshold

De acordo com Duarte (2018), função T na Equação (2) pode ser representada da seguinte forma:

$$srt(x, y) = \begin{cases} maxValSesrc(x, y) > Thresh \\ 0Senão \end{cases} \quad (3)$$

Na Equação (3), $dst(x, y)$ representa o argumento de saída, o $maxVal$ é o novo valor de intensidade do pixel, $src(x, y)$ é a intensidade dos pixels do argumento de entrada, e o $Thresh$ é o limite a ser comparado. Assim, se a intensidade do pixel do argumento de entrada for maior que o limite $Thresh$, então a nova intensidade do pixel será $maxVal$, caso contrário, será definida como 0.

2.3.2 Dilatação

A dilatação da imagem é uma operação morfológica (MARQUES FILHO; NETO, 1999) que tem por objetivo o preenchimento de espaços (*gap filling*).

A dilatação de 'A' por 'B' é definida na Equação (4):

$$A \oplus B = \{c \in Z^2 \vee c = a + b, a \in A, b \in B\} \quad (4)$$

⁸ *Overflow* ou estouro de memória se dá quando uma capacidade inicial de memória é ultrapassada, ocorrendo um erro durante a execução de um *software*. No contexto do parágrafo supracitado, o estouro pode ocorrer ao alcançar um número exorbitante na contagem de intensidades brancas que o tipo da respectiva variável que armazena a contagem não poderia suportar.

Onde: A e B são conjuntos de Z^2 (imagens binárias);

A é a imagem a ser operada;

B é o elemento estruturante (sua natureza define como a dilatação irá ocorrer).

3 RESULTADOS OBTIDOS

Visualmente, a significância da diferença entre as imagens pode ser observada no resultante das subtrações temporais no momento em que a barragem se rompe, representada pelas imagens sequenciais da Figura 5.

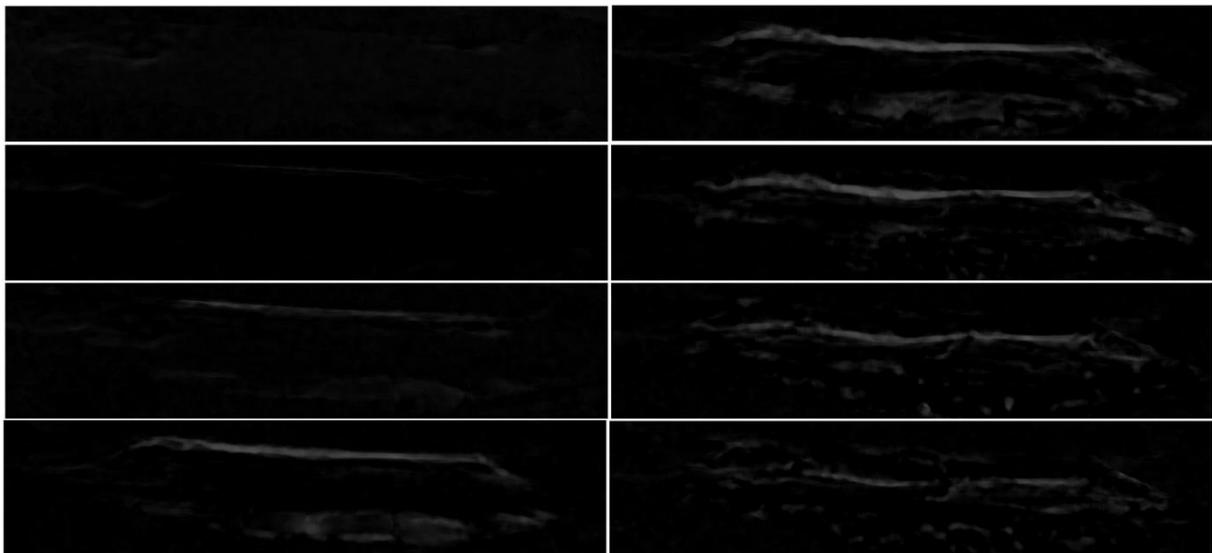


Figura 5 - Sequência de análises de diferenças temporais.

Também pode ser observado que, no momento do rompimento, uma linha se formou no topo da barragem até se misturar às demais diferenças encontradas. A linha inicial indica o local exato da ruptura, de forma a evidenciar suas características.

Em seguida realizaram-se transformações com o propósito de enfatizar essas características. Tais transformações se resumem à dilatação das respectivas diferenças, e seu resultante pode ser observado na sequência de imagens da Figura 6.

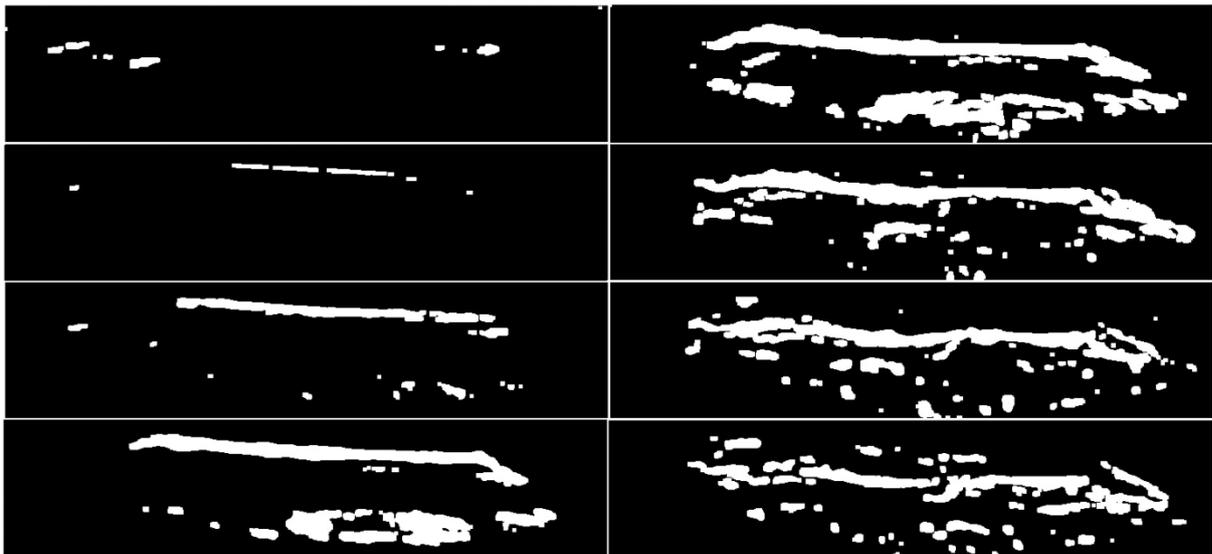


Figura 6 - Sequência de análises de diferenças temporárias dilatadas e binarizadas.

Na Figura é possível observar que a parte branca, responsável por indicar a diferença entre os *frames* em tempos distintos, aumenta a partir da segunda imagem da sequência. E que a linha no topo da barragem é mais nítida até a quinta visualização (aproximadamente 10 segundos de vídeo). É importante salientar que a primeira imagem da sequência da Figura 6 não demonstra diferenças indicativas do início do rompimento, apenas movimentações de nuvens (também visualizadas na Figura 4). A característica marcante do rompimento pode ser observada inicialmente na segunda imagem da sequência através da linha no topo da barragem.

No Gráfico 1, o eixo *x* representa as análises feitas a cada 60 *frames* de vídeo (aproximadamente dois segundos), através das quais podem ser observadas diferenças entre as análises de *frames* não segmentados (Dif. Temporal) e os que passaram pelo processo de *threshold* e dilatação (Dif. Thresh. e Dif. Thresh. Dil.). Da mesma forma que o início do rompimento da barragem é visto apenas a partir da segunda imagem da Figura 6, o gráfico também evidencia a disparidade das diferenças registradas a partir da terceira análise (180 *frames*), como pode ser observado na grande variação ocorrida entre a segunda e terceira coleta, resultando em um pico que culminou durante a quarta análise.

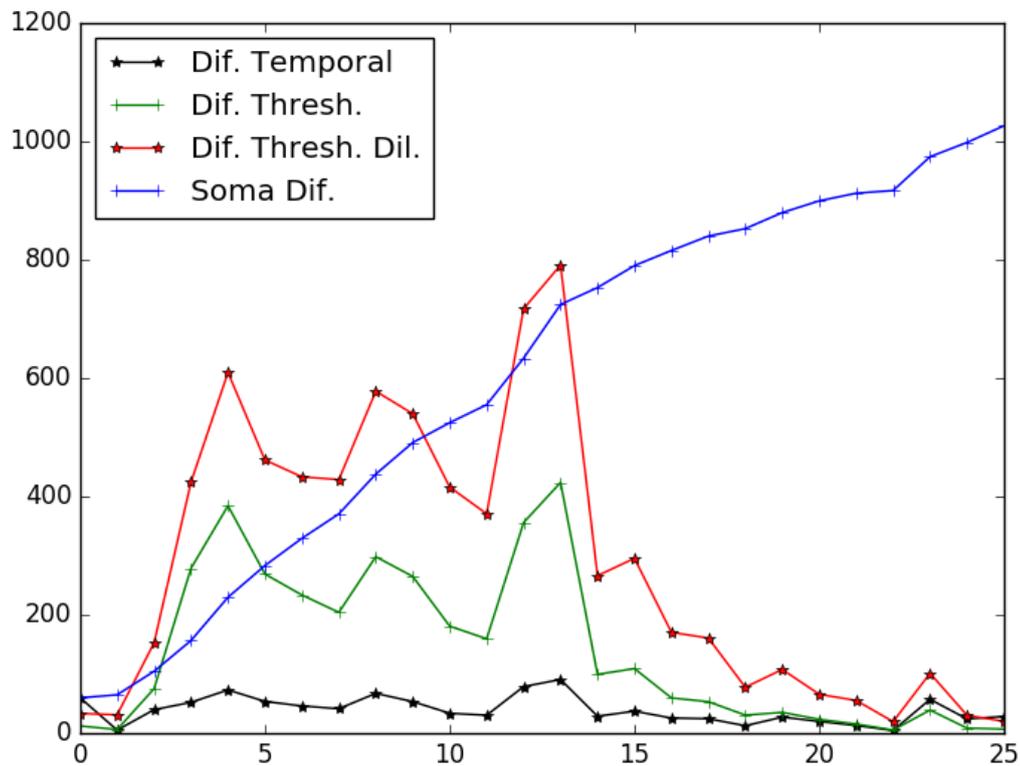


Gráfico 1 - Diferenças processadas e a soma das diferenças em função de análises realizadas.

A diferença temporal (Dif. Temporal) do vídeo registra pouca variação entre os *frames*, o que sugere que, além de indicar que as diferenças são pouco visíveis, não haveria uma maneira de assimilar o rompimento da barragem através de uma abordagem normal.

Com apenas a binarização da diferença (Dif. Thresh), já é notória a relevância no momento do rompimento, e com isso, é possível fornecer informações satisfatórias sobre o momento da ruptura. Entretanto, ao utilizar o algoritmo de dilatação, pode ser observado que a relevância da diferenciação é atenuada, e isso é evidenciado pela diferença binarizada e dilatada (Dif. Thresh. Dil.) no Gráfico 1.

É possível notar que, mesmo após o rompimento, há alterações não significativas no gráfico (de forma decrescente após o primeiro pico). Isso provém da quantidade de poeira e outros elementos existentes logo após o rompimento. Tais alterações não são relevantes para o propósito deste artigo, além de serem visivelmente insignificantes mesmo com a utilização de algoritmos de realce das diferenciações, como pode ser observado no Gráfico 1.

Ao ser realizada uma pesquisa sobre o estado da arte, não foram encontrados trabalhos relacionados à detecção de rompimento de barragem de rejeito por visão computacional. Sendo

assim, a comparação de resultados se torna incompatível com as respectivas soluções encontradas.

4 TRABALHOS RELACIONADOS

Dado o histórico de acidentes com barragens no mundo todo, pesquisadores de várias áreas têm desenvolvido pesquisas para contribuir com soluções para minimizar impactos causados por rompimentos e para garantir a estabilidade de tais estruturas. A Área da Visão Computacional e técnicas de processamento de imagens também podem ser utilizadas nesse processo.

O trabalho de Chelidze et al. (2013) desenvolveu o *Monitoring Telemetric System for Dam Diagnostics (DAMWATCH)*, uma ferramenta de monitoramento de barragens. Propõe um sistema automático em tempo real que consiste em sensores de inclinação (medidores de nivelamento) ligados aos controladores terminais e centrais de uma barragem que, por sua vez, são conectados a um modem GSM/GPRS que se comunica com o centro de diagnóstico. Esta solução se mostra bem diferente da metodologia proposta neste artigo que é definida pelo monitoramento a uma distância considerável da barragem.

Já a ferramenta desenvolvida por HU (2011), a Fengshuigou, aproveitou diversas tecnologias atuais usando uma combinação entre: a computação, a comunicação em rede, transmissão de vídeo e a tecnologia de posicionamento por satélite GPS, para realizar um monitoramento de uma barragem. O monitoramento funciona por meio da transmissão dos dados informados pelos sensores instalados na barragem, da transmissão de vídeo da barragem em tempo real e a transmissão do posicionamento relativo estático utilizando da tecnologia GPS. Assim, essas informações são transmitidas em tempo real ao escritório de gerenciamento de barragens de rejeitos, onde poderão ser monitoradas por um engenheiro ou algum *software* especializado.

Subtração de imagens (técnica de processamento digital de imagens) é, em teoria, um método efetivo para detectar objetos ou discontinuidades em uma área específica capturada por uma câmera. Da mesma forma que este método pode ser utilizado para comparar *frames* de um vídeo em tempos diferentes de forma contínua, como foi aplicado neste trabalho; ele também pode ser útil para a detecção de objetos em movimento através do cálculo da diferença entre um *frame* ao vivo e um *frame* estático de referência.

Na pesquisa realizada por Nakasone *et al.* (2017), a proposta era de utilizar uma câmera monocular e processamento de imagens para a identificação de obstáculos inesperados em frente a um trem em movimento, a fim de evitar colisões que só podem ser impedidas se vistas pelo maquinista. A diferença entre as imagens da câmera e as imagens obtidas por outros trens que operaram anteriormente na mesma rota constitui um obstáculo. Em suma, esse sistema de detecção de objetos visa operar na maior distância possível do alvo, embora, de acordo com os testes realizados, o obstáculo mais distante detectado tenha sido a 232 metros de distância da câmera. Houve também muitos casos de falsa detecção em consequência do movimento de sombras, e alguns decorrentes da diferença do período de tempo entre as obtenções.

É importante ressaltar que, no monitoramento de barragens, a câmera não está em movimento, o que possibilita que as imagens sejam capturadas a uma distância maior sem que seja necessário um alinhamento de pixels e procedimentos mais complexos para uma identificação precisa de um padrão de ruptura.

Até o momento da submissão do artigo, não foram encontradas referências de utilização de visão computacional para detecção do momento de rompimento de barragens de rejeito de minério.

5 CONCLUSÃO

Com o intuito de auxiliar no processo de monitoramento de barragens, este artigo propôs um método de análise de imagens de segurança e extração de características para fornecer um indicativo do momento de rompimento da estrutura.

Observou-se que o método utilizado se mostrou eficaz na detecção de rachaduras e possibilita a identificação do local exato onde a ruptura acontece nas amostragens que, nesse caso, foram retiradas dos vídeos de segurança da barragem 1 da Mina do Córrego do Feijão em Brumadinho.

Os resultados obtidos podem ser úteis para fornecer informações de forma autônoma para empresas da área de segurança de barragens. Dessa forma, pode-se realizar a quantização das diferenças entre os *frames* de vídeo em tempo real e fornecer meios para a adoção de medidas que podem ser cruciais em situações de emergência.

O método de reconhecimento de ruptura proposto no artigo se destaca por ser uma proposta metodológica que permitirá a criação de soluções de monitoramento autônomo em tempo real crítico a uma distância segura da barragem, que em caso de rompimento, não sofrerá

com avarias causadas pelo mesmo, e por isso se torna uma forma mais segura de detecção de descontinuidades. Os métodos que são responsáveis por isso atualmente não oferecem esses diferenciais simultaneamente, por exemplo, a solução proposta por Chelidze et al. (2013), referenciada neste artigo.

Todas as métricas aplicadas neste artigo tiveram um resultado satisfatório e atenderam ao objetivo principal, que se resume na identificação da ruptura na barragem investigada no momento culminante do colapso.

Como sugestões de trabalhos futuros, podem ser realizados processamentos (utilizando métodos heurísticos e determinísticos) sobre as características identificadas neste trabalho. Além disso, pretende-se iniciar o desenvolvimento de uma ferramenta computacional autônoma para alerta no caso de rompimento de barragens de minério a partir da contribuição das análises.

REFERÊNCIAS

ALBUQUERQUE, M.P. **Processamento de imagem: métodos e análises**. Centro Brasileiro de Pesquisas Físicas - CBPF/MCT. Coordenação de Atividades Técnicas - CAT, Rio de Janeiro, 2013. Disponível em: <http://www.cbpf.br/cat/pdsi/pdf/ProcessamentoImagens.PDF>. Acesso em: 25 abr. 2019.

ANTONELLO, Ricardo. **Introdução à Visão Computacional com Python e OpenCV**. 2017. Disponível em: <http://professor.luzerna.ifc.edu.br/ricardo-antonello/wp-content/uploads/sites/8/2017/02/Livro-Introdu%C3%A7%C3%A3o-a-Vis%C3%A3o-Computacional-com-Python-e-OpenCV.pdf>. Acesso em: 25 abr. 2019.

ÁVILA, R. Barragem de Brumadinho não tinha sistema que poderia ter evitado centenas de mortes. 07 de fevereiro de 2019. Itatiaia. Disponível em: <http://www.itatiaia.com.br/noticia/barragem-de-brumadinho-nao-tinha-sistema-que>. Acesso em: 30 out. 2019.

BORGES, Luiz Eduardo. **Python para desenvolvedores: aborda Python 3.3**. Novatec Editora, 2014.

CHELIDZE, T. et al. Real time monitoring for analysis of dam stability: Potential of nonlinear elasticity and nonlinear dynamics approaches. **Frontiers of Structural and Civil Engineering**, v. 7, n. 2, p. 188-205, 2013.

DOTTO, P.; Jesus Pereira Haygert, C.; d'Ornellas, M. **Subtração Digital e Registro de Imagens em Radiologia**. ISBN 978-85-67104-14-0. 2015

DUARTE, Flávio D. (2018). **Desenvolvimento de um dispositivo automático com visão computacional para apontamento em função do movimento e ajuste de velocidade de rotação dos motores**. Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Fluminense. 2018.

ESPÓSITO, T.; ASSIS, A. Método probabilístico acoplado ao método observacional aplicados a barragens de rejeito. In: **4º Congresso Brasileiro de Geotecnia Ambiental**. 1999. p. 187-194.

FARIA, Flávia. **1 a cada 3 barragens da Vale pode causar tanto estrago quanto a de Brumadinho**. 30 de janeiro de 2019. Folha de S. Paulo. Disponível em: <https://www1.folha.uol.com.br/cotidiano/2019/01/1-a-cada-3-barragens-da-vale-pode-causar-tanto-estrago-quanto-a-de-brumadinho.shtml>. Acesso em: 25 abr. 2019.

G1. **Número de mortes em Brumadinho chega a 223, de acordo com Defesa Civil. 5 de abril de 2019**. G1. Disponível em: <https://g1.globo.com/mg/minas-gerais/noticia/2019/04/05/numero-de-mortes-em-brumadinho-chega-a-223-de-acordo-com-defesa-civil.ghtml>. Acesso em: 19 abr. 2019.

GAMA, E. M. et al. (2015). **Metakflex - o cimento de argilas: Novo produto e nova receita para a eliminação de barragens de estéreis na mineração**. Arquivos do Museu de História Natural e Jardim Botânico/UFMG. v.24 n.1/2. 2015. p. 183-208.

GONZALEZ, R.C.; WOODS, R.E. **Processamento de Imagens Digitais**. Edgar Blücher Ltda, 2000.

MARQUES FILHO, Ogê; NETO, Hugo Vieira. **Processamento digital de imagens**. Brasport, 1999.

NAKASONE, Ryuta et al. Frontal Obstacle Detection Using Background Subtraction and Frame Registration. **Quarterly Report of Rtri**, v. 58, n. 4, p. 298-302, 2017.

PASSARINHO, N. **Tragédia com barragem da Vale em Brumadinho pode ser a pior no mundo em 3 décadas**. 29 de janeiro de 2019. BBC News. Disponível em: <https://www.bbc.com/portuguese/brasil-47034499>. Acesso em 19 abr. 2019.

RUSS, J. C. **The Image Processing Handbook**, CRC Press, 1995.

SILVA, B. R. F., NOGUEIRA, M. B. et al. (2015). Sistema de visão computacional para detecção de embarcações por veículo aéreo não tripulado. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE AUTOMAÇÃO INTELIGENTE – SBAI, XII.; 2015. **Anais [...]** Natal: SBAI, 2015.

DADOS DOS AUTORES:

Fernando Paim Lima

E-mail: fernando.lima@ifmg.edu.br

Curriculum Lattes: <http://lattes.cnpq.br/0372375324280358>

Bacharel em Ciência da Computação pelo Centro Universitário de Formiga (2005), especialista em Banco de Dados pelo Centro Universitário do Sul de Minas(2006) e Mestre em Engenharia de Sistemas pela Universidade Federal de Lavras. Atualmente é professor do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Minas Gerais, Campos Formiga. Tem experiência na área de Ciência da Computação, com ênfase em Lógica Fuzzy, Redes Neurais, Programação Web, Programação Comercial, Banco de dados, Interoperabilidade entre plataformas, Desenvolvimento para dispositivos móveis e Visão Computacional.

Bruna Cristina Mendes

E-mail: brumendes102@gmail.com

Curriculum Lattes: <http://lattes.cnpq.br/1360659063101702>

Tem experiência na área de Ciência da Computação.

José Luiz Maciel Pimenta

E-mail: joseluizmacielp@gmail.com

Curriculum Lattes: <http://lattes.cnpq.br/8351309240248324>

Possui graduação em Ciência da Computação pelo Instituto Federal Minas Gerais(2020), mestrado em Ciências da Computação pela Universidade de São Paulo(2023) e ensino-medio-segundo-graupela Escola Estadual Odilon Behrens(2014). Tem experiência na área de Ciência da Computação, com ênfase em Metodologia e Técnicas da Computação.

Paloma Maira de Oliveira Lima

E-mail: paloma.oliveira@ifmg.edu.br

Curriculum Lattes: <http://lattes.cnpq.br/7118662611543740>

A professora Paloma Maira de Oliveira Lima é graduada em Ciência da Computação; mestra em Modelagem Matemática e Computacional com ênfase em Sistemas Inteligentes pelo CEFET-MG e doutora em Ciência da Computação com ênfase em Engenharia de Software pelo DCC/UFMG com período sanduiche na TU/E - Universidade de Tecnologia de Eindhoven na Holanda. Com experiência na docência em Computação desde 2005, Paloma concentra suas áreas de atuação em engenharia de software e no desenvolvimento de sistemas inteligentes relacionados à tecnologia e inovação. Desde 2008, ela ocupa o cargo de professora efetiva do IFMG - Campus Formiga. Já coordenou o curso técnico em Informática, foi coordenadora do centro de educação a distância do campus Formiga, e foi presidente da área acadêmica da computação por 3 anos. Atualmente é professora titular e é a diretora-geral do Polo de Inovação do IFMG (unidade Embrapii). A pesquisadora trabalha com pesquisa aplicada em sistemas inteligentes desde 2017 e já coordenou vários projetos.