

# RECONHECIMENTO DE LINHA D'ÁGUA PARA MEDIÇÃO DE CALADO UTILIZANDO FILTROS DE GABOR

FLÁVIO MACHADO\*, CLEBESON CANUTO DOS SANTOS\*, RAQUEL FRIZZERA VASSALO\*

*\* Universidade Federal do Espírito Santo  
Vitória, Espírito Santo, Brasil*

Emails: k.flaviomachado@gmail.com, clebeson.canuto@gmail.com, raquel@ele.ufes.br

**Abstract**— Draft measurement is a process that has been performed for more the forty years manually and is extremely dependent of human ability, both in measuring and approaching the ship. Therefore, in order of to diminish this dependency, this paper proposes the usage of image processing to perform part of this task. The proposed solution uses Gabor filters and the K-means clustering algorithm to assist in the identification of different texture regions in the images, with the objective of identifying the boundary between the ship and water regions, and thus finding the waterline under the draft marks on the ship's hull. The use of this technique proved to be satisfactory for the identification of the waterline in most images of the used dataset, obtaining an error of less than 10cm for more than 72% of the analyzed images.

**Keywords**— Image Processing; Waterline; Draft Survey; Gabor Filter.

**Resumo**— A medição de calados de navios é um processo que vem há mais de quarenta anos sendo realizada de forma manual e extremamente dependente da habilidade humana, tanto na medição quanto na aproximação do navio. Desta forma, com o intuito de diminuir a dependência humana de aproximar-se do navio para realizar as leituras, o presente trabalho propõe a utilização de processamento de imagens para a realização de parte desta tarefa. A solução proposta utiliza filtros de Gabor e o algoritmo de agrupamento *K-means* para o auxílio da identificação de diferentes regiões de texturas nas imagens, com o objetivo de identificar o possível limiar entre a região do navio e a região da água, encontrando assim a linha d'água abaixo da marcas de calado pintadas no casco do navio. A utilização desta técnica mostrou-se satisfatória para a identificação da linha d'água na maior parte do banco de imagens utilizado, obtendo erro abaixo de 10 centímetros para mais de 72% das imagens estudadas.

**Palavras-chave**— Processamento de Imagens; Linha d'água; Medição de Calado; Filtros de Gabor.

## 1 Introdução

Algumas atividades industriais são executadas quase que exclusivamente por um operador humano, sendo que esses poderiam muitas vezes receber auxílio de máquinas e outras tecnologias para melhorar a obtenção de resultados. Em se tratando especificamente da atividade de arqueação, a maior parte do processo é feito de forma manual. No entanto, mesmo sendo executada há mais de quarenta anos seguindo o mesmo procedimento, tal atividade poderia utilizar novas técnicas de automação, a exemplo do processamento de imagens, para garantir diversos benefícios, como segurança e economia de custo.

Arqueação de um navio é o processo de estimativa de sua carga e estabilidade a partir do volume interno do mesmo, o qual utiliza para isso o princípio de Arquimedes (ONECE, 1992). Um dos passos mais importantes do processo é a leitura do seu calado, que é realizada com a aproximação do arqueador ao navio para realizar a leitura de seis marcas estrategicamente pintadas na embarcação (duas à popa, duas à proa e duas à meia nau). Tais marcas são lidas considerando o valor do ponto onde a linha d'água encontra o navio, ou, em casos de agitações na superfície da água, como a média entre doze medidas consecutivas, desconsiderando o valor máximo e mínimo (ONECE, 1992).

Atualmente, o processo de arqueação, mais es-

pecificamente a leitura de calado, é extremamente dependente da ação humana, pois necessita que um arqueador se aproxime do navio para a realização da leitura. Tal dependência pode tornar-se um problema, tanto para o processo quanto para o arqueador, já que a embarcação muitas vezes é carregada independente das condições climáticas e, em alguns casos, o processo de carregamento pode levar mais de vinte e quatro horas para ser concluído. A dependência da capacidade humana também pode agregar ao processo um maior custo, devido às despesas operacionais envolvidas nos gastos com combustíveis utilizados nas pequenas embarcações que transportam os arqueadores durante a realização das medidas.

Dessa maneira, o desenvolvimento de um sistema que auxilie na medição de calado é algo que pode trazer grandes vantagens ao processo de arqueação como um todo, permitindo uma melhor supervisão e documentação do processo, além da possibilidade de sua realização numa frequência maior e muitas vezes independente da presença do operador humano, quando necessário. Uma opção para que isso seja alcançado, é a utilização de processamento de imagens, o qual pode ser dividido em dois principais problemas: detecção da linha d'água, que separa o navio da região do mar, e a detecção das marcas de calado presentes no casco do navio.

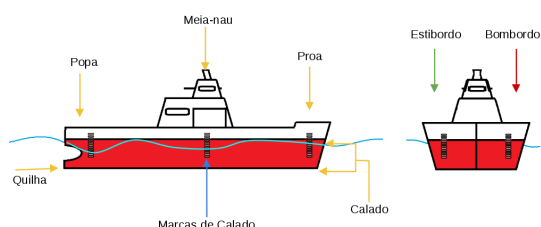
Sendo assim, tentando resolver o primeiro pro-

blema, este trabalho tem como objetivo propor uma solução que, recebendo uma imagem de um navio em um porto, possa identificar a linha d'água que o separa do mar. Para tanto, serão utilizadas técnicas de segmentação de texturas juntamente com algoritmos de agrupamento. É importante ressaltar que a solução aqui proposta tem como restrições a não dependência das cores do navio, por ser uma característica não controlável, e a identificação da linha d'água utilizando apenas as informações presentes em cada imagem, não dependendo assim da quantidade de movimento da água.

Assim, para ilustrar o desenvolvimento deste trabalho, este artigo está dividido nas seguintes seções, respectivamente: Seção 2, que traz o referencial teórico sobre o problema e trabalhos relacionados, que objetivam resolvê-lo; Seção 3, a qual descreve a solução proposta para resolução do problema; Seção 4, que relata os experimentos e resultados alcançados; e, finalmente, a Seção 5, onde se apresentam as conclusões e trabalhos futuros.

## 2 Referencial teórico

Calado é o nome dado à profundidade do ponto mais baixo da quilha em relação à linha d'água, tal como representado na Figura 1. A medida do calado da embarcação, juntamente com as informações das dimensões do navio e da densidade da água são utilizadas para realizar os cálculos do volume de água por ele deslocado, que, consequentemente, equivale ao seu peso.



Fonte: Produção do próprio autor.

Figura 1: Esquema ilustrativo de um navio e disposição das marcas de calado.

Para realizar a medição do calado existem, como padrão internacional, seis marcas dispostas em posições estratégicas, sendo três a bombordo e outras três a estibordo. A leitura de tais marcações representa a profundidade do navio a considerar da linha d'água até o ponto mais baixo da quilha. Dessa maneira, cada medição consiste em verificar qual o limiar entre a marcação de calado e a linha formada pelo encontro do navio com a água.

A utilização de processamento de imagens para determinar o limiar entre regiões de água

e não-água<sup>1</sup> não é uma ideia completamente nova. Alguns trabalhos já foram desenvolvidos com o intuito de monitorar o nível de água em rios (Ortigossa et al., 2015) (Lin et al., 2013) (Hies et al., 2012), esgotos (Nguyen et al., 2009) ou até mesmo determinar a linha d'água para leitura de calados de navios (Tsujii et al., 2016) (Okamoto et al., 2014). Porém, ao analisar tais soluções e aplicá-las em situações mais práticas, nenhuma delas resolve satisfatoriamente o problema aqui abordado.

As soluções encontradas na literatura que descrevem o problema do nível de água para monitoramento de rios e esgotos utilizam, em sua maioria, uma régua ou superfície padrão, que se destaca dos outros elementos da imagem, podendo assim aplicar uma segmentação por limiar global para identificar facilmente o nível da água (Ortigossa et al., 2015) (Lin et al., 2013) (Hies et al., 2012) (Nguyen et al., 2009). Tais soluções não se aplicam às imagens contidas no problema em estudo, pois não há padrão na construção naval que assegure as características necessárias para tais soluções, tornando esta restrição inviável para o problema de leitura de calado em geral.

Algumas soluções já existentes no âmbito de medição de calado utilizam mais de uma imagem para realizar a detecção da linha d'água. A maioria considera que câmera e navio estarão em repouso entre si para que haja uma subtração entre *frames* consecutivos de um vídeo (Tsujii et al., 2016), possibilitando, assim, a retirada dos elementos estacionários presentes na imagem. No entanto, para que tal método funcione, é necessário que haja movimento considerável da água de um *frame* para outro, de maneira que apenas a linha d'água se mova (Tsujii et al., 2016). Dessa maneira, tal método falha ao tentar perceber o movimento do mar caso a taxa de captura de *frames* seja alta. Logo, a fim de evitar isso, os autores sugerem a captura e utilização de 30 a 60 *frames* para detecção da linha d'água, o que ainda não soluciona o problema. Em situações de calmaria, o número de *frames* necessários para se perceber alguma movimentação pode aumentar consideravelmente, retardando assim a leitura.

Outra solução encontrada utiliza uma subtração de uma quantidade menor de *frames* para diminuir a quantidade de informações na imagem. Assim, utiliza um perfil vertical da média horizontal da imagem<sup>2</sup>, obtendo uma representação das regiões horizontais com maior nível de distúr-

<sup>1</sup>Neste trabalho são consideradas regiões não água todas aquelas que compõem a cena no contexto de identificação de linha d'água e não são as regiões do mar ou rio, como navio, céu, equipamentos portuários, marcas de calado, margem de rio, etc.

<sup>2</sup>Okamoto et al. (2014) utilizam da média de todos os pixels em uma mesma linha da imagem para criar outra imagem, desta forma representando cada linha como sua média.

bios, o que possibilita a sua binarização (Okamoto et al., 2014). Uma das restrições dessa técnica é que a linha d'água deve estar completamente na horizontal e, da mesma forma que a técnica apresentada anteriormente, funciona apenas ao considerar que a diferença entre os *frames* será significativa na região do mar.

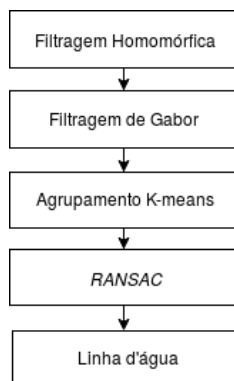
A dependência temporal de tais soluções mostra que ambas são extremamente ligadas às variações das condições climáticas para funcionarem, fazendo com que uma situação de mar calmo possa ser um grande limitante. Dessa maneira, não foi encontrado na literatura nenhum trabalho relevante para a resolução do problema, tanto a nível nacional como internacional, o que torna a leitura automática de calado por meio do processamento de imagens um problema ainda em aberto. Assim, encontrar uma solução para tal problema pode trazer vários benefícios para os setores da indústria ou comércio, que dependem do transporte marítimo de cargas, além de constituir um problema de engenharia com possibilidade de investigação científica.

### 3 Solução Proposta

A solução proposta neste trabalho utiliza um banco de filtros de Gabor para a extração de características de textura da imagem e algoritmo K-means++ para realizar o agrupamento das mesmas, o que possibilita a separação das regiões de água e não-água.

A fim de melhorar os resultados de tais etapas, é realizada uma filtragem homomórfica para diminuir o alcance dinâmico das imagens, além de uma etapa de pós-processamento com a aplicação do algoritmo de otimização RANSAC, a fim de diminuir desvios da linha d'água obtida.

Para melhorar o entendimento, a Figura 2 apresenta um diagrama de blocos com as etapas da solução proposta as quais serão apresentados com mais detalhes a seguir.



Fonte: Produção do próprio autor.

Figura 2: Fluxograma da solução proposta

#### 3.1 Filtragem homomórfica

A correção de iluminação em uma imagem é um passo muitas vezes fundamental para o processamento de cenas externas, onde as variações de luz e ângulos de incidência são muito presentes. Dentre os diversos métodos de correção de iluminação a filtragem homomórfica é um dos métodos que mais se destaca (Gonzalez and Woods, 2006).

Esse método parte do princípio de que a função imagem  $f(x,y)$  pode ser considerada um produto da função iluminância  $i(x,y)$  e a função reflectância  $r(x,y)$  (Oppenheim et al., 1968). Dessa forma, pode-se utilizar das propriedades matemáticas da função logarítmica para separar as duas componentes, e assim atenuar uma componente mais que a outra. Para isso, a análise da imagem deve ser realizada no domínio da frequência, de forma a possibilitar a aplicação de operações diretamente sobre as componentes da iluminância e reflectância (Gonzalez and Woods, 2006).

A filtragem, e consequentemente separação das componentes, foi feita utilizando um filtro *Butterworth* passa-alta amortecido, a fim de minimizar a informação de baixa-frequência. Assim, a informação predominante na imagem filtrada será a de reflectância, haja vista que, devido a mudanças de materiais e superfícies, ela representa as variações bruscas da imagem.

Os valores dos coeficientes do filtro foram obtidos de forma empírica, sendo o resultado final um filtro de terceira ordem. Um resultado da filtragem homomórfica pode ser visualizado ao comparar a Figura 3 com a Figura 4.



Fonte: Produção do próprio autor.

Figura 3: Exemplo de imagem original antes de qualquer pré-processamento

#### 3.2 Filtros de Gabor para extração de características de textura

Após atenuado o efeito da iluminação não uniforme da imagem, foram extraídas as características de interesse, mais especificamente, as informações de textura. Uma das definições mais aceitas é a de que uma região tem textura constante se as propriedades locais da região são constantes, aproximadamente periódicas ou variam de forma muito suave (Sklansky, 1978).



Fonte: Produção do próprio autor.

Figura 4: Exemplo após filtragem homomórfica

Baseados nessa definição, muitos métodos já foram propostos para a identificação de texturas em uma imagem, e a utilização de filtros de Gabor ganhou grande atenção e popularidade (Li et al., 2010) pelo fato das células no córtex visual de mamíferos poderem ser modeladas utilizando funções de Gabor (Jones and Palmer, 1987).

Funções de Gabor são, essencialmente, uma onda senoidal modulada em um invólucro Gaussiano de uma ou mais dimensões. Uma expressão para obter uma função de Gabor é dada pela Equação 1. Nela  $\lambda$  é dado como o comprimento de onda central da função,  $\theta$  o ângulo entre a direção da onda senoidal e o eixo x do domínio espacial, e  $\sigma$  o desvio padrão da gaussiana e  $\psi$  um *offset* de fase.

$$g(x, y, \lambda, \theta, \psi, \sigma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + y'^2}{2\sigma^2}\right) \exp(i(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \psi))$$

$$x' = x \cos \theta + y \sin \theta$$

$$y' = -x \sin \theta + y \cos \theta$$

(1)

A resposta dos Filtros de Gabor são obtidas por meio da convolução da função de Gabor (ou máscara de Gabor) com a imagem, fornecendo assim a relação entre os pixels e suas vizinhanças e, conseqüentemente, as características de textura quanto à frequência espacial e a orientação da imagem (Idrissa and Acheroy, 2002).

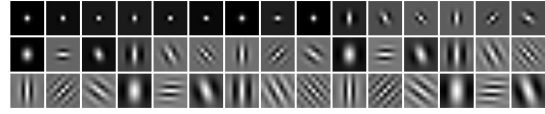
Segundo Bianconi e Fernández (2007), a obtenção de um banco de Filtros de Gabor consiste na variação dos parâmetros da função de Gabor. Isso permite evidenciar ou separar as regiões de texturas diferentes de forma mais eficaz, uma vez que a possível combinação de parâmetros permite ao filtro a análise de diversas frequências espaciais. Ainda segundo os autores, comparações mostram que um dos parâmetros que mais influenciam na classificação de diferentes texturas é o número de desvios padrão da função gaussiana utilizada, considerando que diferentes desvios padrão ajudam a diferenciá-las.

Dessa forma, foi obtido um banco de filtros de Gabor utilizando a combinação entre os parâmetros:

- frequência central (1.414, 2.828 e 4.242);

- desvio padrão (0.5, 1.0, 1.5, 2.0 e 2.5); e
- orientação ( $0$ ,  $\frac{\pi}{6}$ ,  $\frac{\pi}{4}$ , e  $\frac{\pi}{2}$  rad)

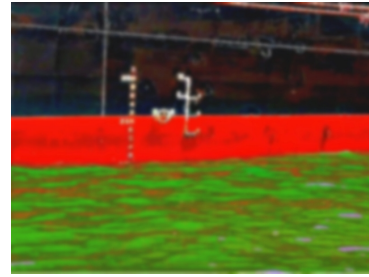
Tais filtros podem ser visualizados na Figura 5.



Fonte: Produção do próprio autor.

Figura 5: Mosaico do banco de filtros de Gabor

Após a aplicação do banco de filtros sobre a imagem, é calculada a média aritmética da resposta obtida para cada um dos filtros. A imagem resultante deste processo pode ser visualizada na Figura 6.



Fonte: Produção do próprio autor.

Figura 6: Representação da imagem após filtragem de Gabor

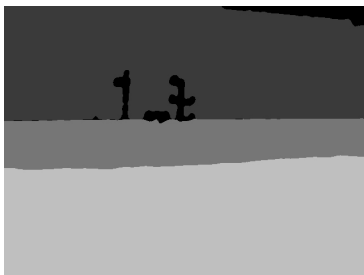
### 3.3 Agrupamento das características de textura

Após a identificação das principais características das diferentes texturas na imagem, foi utilizado o algoritmo de agrupamento K-means para separar as regiões correspondentes. Tal método foi utilizado por ser um dos algoritmos de agrupamento com melhor relação velocidade-qualidade. (Blas et al., 2008).

Os principais parâmetros deste processo acabam sendo o número de grupos  $K$ , os centros iniciais dos grupos e os critérios de parada, como o número de iterações e distância mínima. A determinação automática do número de grupos é considerada um dos problemas mais difíceis do agrupamento de dados (Jain, 2010). Dessa forma, os algoritmos K-means têm o número de grupos sendo definido pelo problema a ser analisado e por experimentos. O centro dos grupos iniciais é tratado por uma modificação da proposta original do algoritmo, dando origem ao chamado K-means++ (Arthur and Vassilvitskii, 2007), no qual o primeiro centro é escolhido aleatoriamente e os outros centros dos grupos são definidos utilizando uma distribuição probabilística em que os pesos são o quadrado das distâncias do possível

novo centro e os centros já escolhidos (Arthur and Vassilvitskii, 2007). Utilizando tal otimização, é possível escolher centros iniciais para os grupos de forma melhor amostrada e assim diminuir o tempo de processamento em até 70% (Arthur and Vassilvitskii, 2007).

A Figura 7, apresenta o resultado do algoritmo de agrupamento K-means aplicado na imagem da Figura 6. Nela é possível identificar a região do mar como sendo a região com maior intensidade em tons de cinza.



Fonte: Produção do próprio autor.

Figura 7: Exemplo após agrupamento K-means

### 3.4 Aproximação da linha d'água

Para evitar pequenos desvios e erros no resultado, o método iterativo *RANSAC* (*Random Sample Consensus*) (Fischler and Bolles, 1981) foi utilizado como método de pós-processamento com o intuito de diminuir possíveis *outliers* da linha d'água encontrada com a segmentação das regiões. A Figura 8 mostra em branco a linha aproximada pelo método e em rosa a linha d'água encontrada antes da aplicação do mesmo. Apesar da linha anterior muitas vezes representar de forma mais real as ondulações do mar, a mesma está sujeita a desvios em pequenas regiões onde navio e água possuem aspectos semelhantes, tal como evidenciado na Figura 8 pelo círculo em amarelo.



Fonte: Produção do próprio autor.

Figura 8: Resultado com comparação de aplicação do método *RANSAC*

## 4 Experimentos e Resultados

Na realização dos experimentos foram utilizadas imagens de 16 cenas diferentes, obtidas em parce-

ria com a empresa Vale S.A., no formato JPG com 1920 x 1080 pixels (largura x altura). A captura das mesmas se deu em diferentes posições, distâncias, navios e condições de iluminação. Para isso, utilizou-se uma câmera RGB posicionada em pontos estratégicos do porto, os quais possivelmente poderão receber câmeras destinadas para o fim deste trabalho. A distância mínima entre a câmera e o navio foi de aproximadamente 40m. Algumas imagens exemplo podem ser vistas na Figura 9.

Para poder medir a precisão do algoritmo, foi necessário rotular as imagens. Assim, foram amostradas imagens das 16 cenas, de forma aleatória, resultando em um banco de 1135 imagens. Em seguida, as mesmas foram marcadas (rotuladas) manualmente de forma a representar um valor real do posicionamento da linha d'água e uma relação de distância para mensurar o erro de detecção em metros. Assim, foram utilizadas as próprias marcas de calado do navio para obter uma razão centímetro por pixel para cada imagem. Um exemplo dessas marcações pode ser visto na Figura 10, onde os dois pontos em ciano representam a distância de um metro nas marcas de calado, e o ponto em azul o local de intersecção entre a linha d'água e as marcações.

Primeiramente, para realizar uma análise visual dos resultados obtidos com os parâmetros definidos, experimentos foram realizados sob o banco completo de imagens. Depois disso, os mesmos foram realizados utilizando apenas as imagens rotuladas. Assim, foi possível analisar o erro médio obtido pelo método.

A Figura 11 mostra o resultado final para uma das imagens utilizadas como exemplo, onde o ponto em amarelo representa o ponto marcado previamente para o cálculo do erro, a linha branca representa a linha calculada utilizando o algoritmo *RANSAC* e a linha rosa mostra o limiar entre o navio e a água.

Os resultados obtidos após a aplicação do método sobre as 1135 imagens, são exibidos na Tabela 1, a qual contém os valores dos erros em pixels e em centímetros, calculados utilizando a respectiva escala de conversão de cada imagem rotulada.

Tabela 1: Erro médio obtido para o cálculo da linha d'água

|               | <i>Pixel</i> | Centímetros |
|---------------|--------------|-------------|
| Erro médio    | 33           | 25,2        |
| Desvio padrão | 69,17        | 58,74       |
| Variância     | 4785,55      | 3451,27     |
| Valor mínimo  | 0            | 0           |
| Valor máximo  | 426.0        | 592.15      |

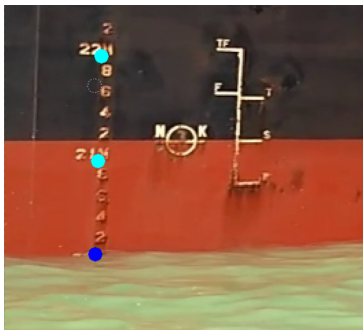
Fonte: Produção do próprio autor.

Uma melhor classificação dos resultados pode ser vista na Tabela 2 e na Figura 12, na qual pode-



Fonte: Produção do próprio autor.

Figura 9: Amostra do banco de imagens.



Fonte: Produção do próprio autor.

Figura 10: Imagem com marcação da linha d'água e marca de calado exemplo.



Fonte: Produção do próprio autor.

Figura 11: Resultado final do processo de identificação da linha d'água para a imagem exemplo 2

se observar a distribuição do erro em toda a amostra do banco de imagem. Analisando tal distribuição, conclui-se que o método proposto obteve na maior parte das imagens (81%) erros abaixo da média, o que mostra que a alta variância apresentada na Tabela 1 é gerada por alguns *outliers*. Tal fato pode ser observado na Figura 12, onde tem-se a maior densidade do erro na região abaixo dos dez centímetros.

Dentre as imagens em estudo, algumas apresentaram problemas para o método de detecção

Tabela 2: Distribuição do erro obtido para o cálculo da linha d'água em centímetros

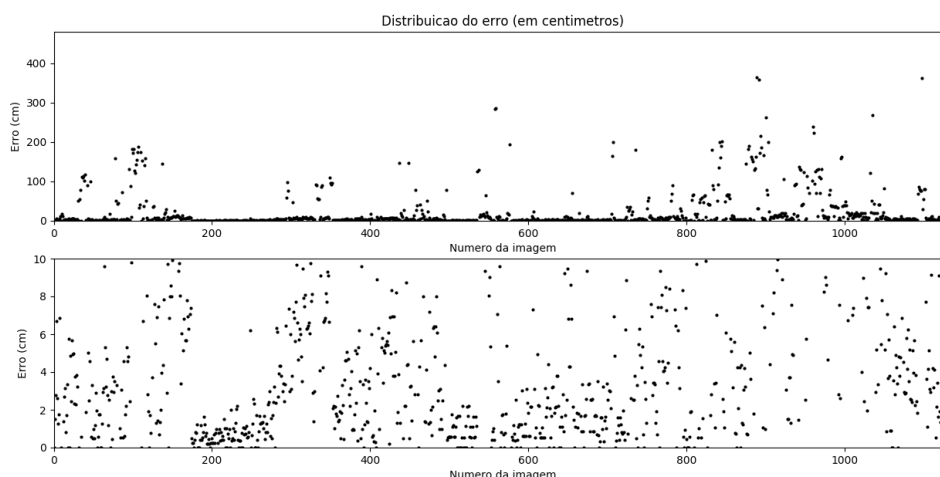
| Erro (cm)    | Imagens com erro inferior | Imagens com erro superior |
|--------------|---------------------------|---------------------------|
| médio (25,2) | 911 (81%)                 | 224 (19%)                 |
| 10           | 815 (72%)                 | 320 (28%)                 |
| 5            | 662 (59%)                 | 473 (41%)                 |
| 1            | 273 (25%)                 | 862 (75%)                 |

Fonte: Produção do próprio autor.

tal como o valor máximo de erro mostrado na Tabela 1. Tais problemas foram identificados como sendo, principalmente, a existência de regiões com um acentuado contraste luz-sombra próximos à região de interesse (linha d'água), causando, portanto, a oclusão parcial da mesma e, consequentemente, uma subdivisão equivocada pelo algoritmo de agrupamento. Outro problema encontrado foi a aparição de objetos muito grandes não relacionados à cena, como o barco utilizado para o transporte dos arqueadores que circulava o navio no momento da captura das imagens.

## 5 Conclusão

A medição de calado utilizando processamento de imagens é um tópico pouco explorado na literatura. Os poucos trabalhos que tratam desse assunto são dos últimos anos e utilizam abordagem parecidas para a tentativa de resolução do problema, mas sem ainda apresentar uma solução adequada e abrangente. Dessa forma, o trabalho aqui realizado contribui com uma nova perspectiva sobre o tema, utilizando técnicas não temporais como solução e identificando diferentes novos subproblemas. Os resultados obtidos até o momento são discutidos e considerados promissores, alcançando o objetivo de se detectar a linha d'água em situações diversas de iluminação e condições



Fonte: Produção do próprio autor.

Figura 12: Distribuição do erro por imagem em centímetros

climáticas.

### 5.1 Trabalho futuros

Dentre os subproblemas encontrados, o mais evidente é a oclusão de regiões da linha d'água, seja por uma sombra intensa de equipamentos do porto, ou por grandes objetos entrando na cena. Tais oclusões aparecem neste trabalho devido aos diferentes ângulos e posições de captura das imagens em relação à linha d'água e ao navio. Isso ocasionou o aumento dos erros do algoritmo K-means para a determinação correta das regiões da cena na imagem. Assim, como trabalho futuro pretende-se utilizar técnicas de aprendizado de máquinas para segmentação do mar, podendo dessa forma ter uma melhor estimativa da linha d'água. Para isso, novas imagens já foram capturadas e estão sendo rotuladas.

Paralelamente a este, outro trabalho já se encontra em desenvolvimento, cujo objetivo é a identificação das marcas de calado e o reconhecimento dos seus caracteres. Com isso, será possível ter uma solução completa para o problema de leitura de calado, que, como mencionado anteriormente, consiste da leitura das marcas por meio da identificação dos seus caracteres e da detecção da linha d'água.

### Agradecimentos

Os autores agradecem à FAPES e à Empresa Vale S.A. pelo apoio financeiro dado através do Projeto 523/2016 - Edital FAPES/VALE/FAPERJ No. 01/2015 - Pelotização, Meio Ambiente e Logística.

### Referências

- Arthur, D. and Vassilvitskii, S. (2007). K-means++: The advantages of careful seeding, *Proceedings of the Eighteenth Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms*, pp. 1027–1035.
- Blas, M. R., Agrawal, M., Sundaresan, A. and Konolige, K. (2008). Fast color/texture segmentation for outdoor robots, *2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IROS*.
- Fischler, M. A. and Bolles, R. C. (1981). Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography, **24**(6): 381–395.
- Gonzalez, R. C. and Woods, R. E. (2006). *Digital Image Processing*, 3 edn, Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, USA.
- Hies, T., Suresh Babu, P., Wang, Y., Duester, R., Eikaas, H. S. and Kok Meng, T. (2012). Enhanced Water-Level Detection by Image Processing.
- Idrissa, M. and Acheroy, M. (2002). Texture classification using Gabor filters, *Pattern Recognition Letters* **23**(9): 1095–1102.
- Jain, A. K. (2010). Data clustering: 50 years beyond k-means, *Pattern Recogn. Lett.* **31**(8): 651–666.
- Jones, J. P. and Palmer, L. A. (1987). An evaluation of the two-dimensional Gabor filter model of simple receptive fields in cat striate cortex., *Journal of neurophysiology* **58**(6): 1233–1258.

- Li, W., Mao, K., Zhang, H. and Chai, T. (2010). Selection of Gabor Filters for Improved Texture Feature Extraction, *Image Processing* pp. 361–364.
- Lin, F., Chang, W.-Y., Lee, L.-C., Hsiao, H.-T., Tsai, W.-F. and Lai, J.-S. (2013). Applications of Image Recognition for Real-Time Water Level and Surface Velocity.
- Nguyen, L. S., Schaeli, B., Sage, D., Kayal, S., Jeanbourquin, D., Barry, D. A. and Rossi, L. (2009). Vision-based system for the control and measurement of wastewater flow rate in sewer systems, *Water Science and Technology*.
- Okamoto, A., Yoshida, H., Tanaka, N. and Hirano, K. (2014). Robust draft automatic reading method with measured distance using image processing.
- ONECE (1992). *Code of uniform standards and procedures for the performance of Draught Surveys of coal cargoes*, Vol. 19, ECE/ENERGY.
- Oppenheim, A., Schafer, R. and Stockham, T. (1968). Nonlinear filtering of multiplied and convolved signals, *Proceedings of the IEEE* **56**(8): 1264–1291.
- Ortigossa, E. S., Dias, F., Ueyama, J. and Nonato, L. G. (2015). Using Digital Image Processing to Estimate the Depth of Urban Streams.
- Sklansky, J. (1978). Image Segmentation and Feature Extraction, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* **8**(4): 237–247.
- Tsujii, T., Yoshida, H. and Iiguni, Y. (2016). Automatic draft reading based on image processing, *Eng* **55**(10).