

Um método automatizado para realizar detecção e contagem do Pirarucu durante o manejo

An automated method to perform detection and counting of Pirarucu during management

DOI:10.34117/bjdv7n10-51

Recebimento dos originais: 07/09/2021

Aceitação para publicação: 07/10/2021

Wanderlany Fialho de Abreu

Mestranda do Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação Universidade
Federal do Pará

Rua Augusto Corrêa, 01 Campus Universitário do Guamá
Belém, Pará, Brasil

E-mail: wanderlany.abreu@icen.ufpa.br

Deam James Azevedo da Silva

Docente do Bacharelado em Ciência da Computação
Universidade Federal do Oeste do Pará

Rua Vera Paz, s/n (Unidade Tapajós)
Bairro Salé– Santarém, Pará

E-mail: deam.silva@ufopa.edu.br

Roberto Pereira do Nascimento

Docente do Bacharelado em Ciência da Computação
Universidade Federal do Oeste do Pará

Rua Vera Paz, s/n (Unidade Tapajós)
Bairro Salé– Santarém, Pará

E-mail: roberto.nascimento@ufopa.edu.br

Rafael de Lima Rocha

Doutorando do Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação Universidade
Federal do Pará

Rua Augusto Corrêa, 01 Campus Universitário do Guamá
Belém, Pará

E-mail: rafael.lima@icen.ufpa.br

Carlos Gustavo Resque dos Santos

Docente do Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação Universidade
Federal do Pará

Rua Augusto Corrêa, 01 Campus Universitário do Guamá
Belém, Pará

E-mail: carlosresque@ufpa.br

Márcio José Moutinho da Ponte

Docente do Bacharelado em Ciência da Computação
Universidade Federal do Oeste do Pará

Rua Vera Paz, s/n (Unidade Tapajós)
Bairro Salé– Santarém, Pará
E-mail: marcio.ponte@ufopa.edu.br

Josivan Rodrigues dos Reis

Docente do Bacharelado em Sistema de Informação
Universidade Federal do Oeste do Pará - Campus Oriximiná
Rodovia PA 439, N° 257 - Oriximiná, Pará
E-mail: josivan.reis@ufopa.edu.br

RESUMO

O pirarucu (*Arapaima gigas*) é considerado o maior peixe de escama de água doce da Amazônia e uma espécie importante economicamente para comunidades tradicionais, devido à ameaça de sobrepesca do estoque pesqueiro, o manejo do pirarucu é indispensável, pois contribui para multiplicação dos seus estoques. Além disso, é necessário informar ao Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis (IBAMA) a existência de quantidade suficiente que autoriza captura. A contagem manual é um processo importante e constante para determinar o estoque, com isso, este artigo apresenta métodos para automatizar a detecção e contagem do pirarucu usando visão computacional. O artigo apresenta uma comparação entre a contagem manual e valores obtidos pelos métodos, considerando 1.129 imagens do vídeo. Os resultados mostraram em alguns casos 100% de acurácia. Concluindo, que o método de segmentação utilizando filtro mediana mostrou ser confiável e útil para estudos de monitoramento do pirarucu.

Palavras-chave: pirarucu, detecção, contagem, visão computacional.

ABSTRACT

The pirarucu (*Arapaima gigas*) is considered the largest freshwater scale fish in the Amazon and an economically important species for traditional communities. In addition, it is necessary to inform the Brazilian Institute of Environment and Renewable Natural Resources (IBAMA) of the existence of sufficient quantity that authorizes capture. Manual counting is an important and constant process to determine the stock, with this, this paper presents methods to automate the detection and counting of pirarucu using computer vision. The paper presents a comparison between manual counting and values obtained by the methods, considering 1,129 video images. The results showed in some cases 100% accuracy. In conclusion, the median filter segmentation method was shown to be reliable and useful for pirarucu monitoring studies.

Keywords: pirarucu, detection, counting, computer vision.

I INTRODUÇÃO

O pirarucu (*Arapaima gigas*) é considerado o maior peixe com escamas de água doce do mundo, podendo atingir dois metros de comprimento e 200 kg de peso. Maiores

concentrações de pirarucu são encontradas em lagos de várzea durante a estação seca (QUEIROZ, 2000).

O pirarucu passou de peixe dominante das pescarias da Amazônia um século atrás a ser um peixe cada vez mais escasso nos desembarques pesqueiros. Possui importância social, econômica, cultural, e ecológica, sendo o peixe de maior interesse para as populações ribeirinhas (CASTELLO et. al. 2013). Tem grande importância econômica, pois é a espécie de peixe mais consumida e comercializada, iguaria tradicional da culinária amazônica urbana e ambicionado recurso pesqueiro (MURRIETA, 2001).

O Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis (IBAMA) é responsável por autorizar o manejo com base no inventário apresentado e determinar as cotas e local que comunitários podem pescar. Em 1996 o IBAMA proíbe qualquer tipo de captura e venda de pirarucu, sendo a pesca permitida apenas em áreas manejadas ou provenientes de cultivo. Estas medidas foram tomadas devido a diminuição das quantidades de pirarucus desembarcadas nos diferentes portos da Bacia Amazônica (SANTOS e SANTOS, 2005).

O pirarucu é um peixe especial porque os pescadores podem contá-lo no momento em que ele vem à superfície para respirar. As contagens são feitas todos os anos pelos pescadores durante o período da seca quando os lagos e outros ambientes aquáticos estão isolados. Atenção especial é dada a lagos ou locais dos paranás onde são encontradas as maiores abundâncias de pirarucu (CASTELLO, 2004)

Quanto maior for o peixe, maior poderá ser o intervalo em que ele ficará submerso. E se perseguido ou acuado pode demorar mais tempo, podendo alcançar intervalo máximo de 1 hora, em média (Castello, 2004). Porém, em condições normais, os pirarucus irão boiar no intervalo de 20 minutos.

A contagem de pirarucu é feita para que se tenha uma estimativa do número de pirarucus maiores que 100 cm presentes no lago, por meio da observação de uma unidade de área do lago de no máximo dois hectares em 20 minutos, reposicionando-se quantas vezes forem necessárias até atingir a extensão do lago. Existe a necessidade de promover atividades constantes direcionados à verificação dos estoques desta espécie (SILVA, et. al. 2013).

Os pesquisadores falam da importância de buscar parcerias visando promover ainda mais as pesquisas, aumentando a eficiência reprodutiva, é de suma importância para que o *Arapaima gigas* possa ser apreciado por todos sem prejudicar sua existência na natureza (ROSA et. al., 2020).

A partir do contexto exposto, este artigo apresenta uma nova proposta que vem sendo aprimorada e poderá contribuir com a contagem de pirarucu a longo prazo, tem como objetivo detectar e contar automaticamente os pirarucus, por meio de métodos de visão computacional, usando imagens de vídeo, estimando a quantidade de espécie, fundamentado no modelo de mistura gaussiana utilizando filtro convolução e na segmentação utilizando filtro mediana, além disso, avaliar o desempenho desses métodos quanto ao tempo de execução.

Este artigo está estruturado em seções: I introdução, II trabalhos relacionados, III metodologia, IV desenvolvimento, V os resultados da proposta e por fim, na seção VI, as considerações finais.

II. TRABALHOS RELACIONADOS

Os trabalhos aqui apresentados estão diretamente relacionados ao tema central desta pesquisa, e destacam-se pela relevância e aceitação na literatura.

Gorkin et. al. (2020), desenvolveram *Sharkeye: Real-Time Autonomous Personal Shark Alerting via Aerial Surveillance*, com objetivo de fornecer a nadadores e surfistas informações imediatas através de aplicativos inteligentes, capacitando salva-vidas e banhistas para evitar encontros indesejados com animais selvagens antes que aconteça. Dado que imagens aéreas de veículos não tripulados (UAVs) foram coletadas de praias e os algoritmos de detecção de aprendizado de máquina detectam tubarões, visto que esses dados são armazenados em nuvem e emitem relatórios. O sistema foi desenvolvido e testado com sucesso em Kiama, Austrália, com mais 350 eventos de detecção registrados, seguidos pelo alerta de vários *smartwatches* simultaneamente em terra e na água, com análise capaz de detectar análogos de tubarões, raios e surfistas em condições médias da praia, e tudo baseado em 1 h de dados treinados no total. Demonstrações adicionais mostrou o potencial do sistema para permitir a comunicação salva-vidas-nadador, e a capacidade de criar uma rede sob demanda para habilitar a plataforma.

Lins et. al. (2020), apresentam *A method for Counting and classifying aphids Using computer vision*, com objetivo de contar e classificar pulgões, insetos que atacam as plantações e causam danos diretamente, ao consumir a seiva das plantas, e indiretamente, vetorizando microrganismos que podem causar doenças. As safras de cereais são hospedeiras de muitas espécies de pulgões, incluindo *Rhopalosiphum padi* (uma espécie de afídeo economicamente importante). Registro e classificação de pulgões

são necessários para avaliar e prever danos às colheitas, servindo de base para a tomada de decisão sobre a utilização de medidas de controle. Também pode ser útil para avaliar a resistência das plantas aos pulgões. A contagem manual também é um processo demorado processo e suscetíveis a erros. Diante disso, desenvolveram um método e software para automatizar a contagem e classificação de *Rhopalosiphum padi* usando processamento de imagem, visão computacional e métodos de aprendizagem de máquina. Os resultados mostraram forte correlação positiva na contagem e classificação ($r_s = 0,92579$) e medição ($r = 0,9799$).

Marinato et. al. (2019), apresentaram técnicas de visão computacional aplicada ao monitoramento bovino: uma análise dos biomas nacionais, com objetivo de desenvolver um protótipo baseado no modelo de mistura gaussiana (GMM) utilizando técnicas de visão computacional em diferentes biomas, no intuito de monitorar, contar, o rebanho bovino evitando perdas e facilitando o manejo do rebanho. Inicialmente dividiram os vídeos em *frames*, posteriormente segmentados, devido os ruídos aplicaram o filtro morfológico e a região de interesse encontrada. Os testes foram realizados com vídeos dos biomas da Amazônia, cerrado, pampa, pantanal e caatinga, os resultados mostraram que os biomas da Amazônia e Pantanal apresentaram eficiência respectivamente de 79,59% e 64,51% na detecção e contagem do rebanho.

Lima et. al. (2020), apresentam a utilização de redes neurais convolucionais para a detecção de objetos em imagens aéreas adquiridas por drones, com objetivo de detectar o mosquito *Aedes aegypti*, as imagens foram capturas usando drone em áreas urbanas com maior incidência dessa espécie, as imagens adquiridas por drones são normalmente analisadas de forma manual (visualmente), podendo demandar muito tempo dos agentes de saúde, com isso, investigou-se o uso de uma rede neural convolucional (RNC) para detecção de caixas e outros tipos de reservatórios de água para uso doméstico (objetos-alvo), que aparecem com frequência em imagens aéreas de regiões periféricas, e que estão diretamente relacionados com focos do mosquito. A RNC foi treinada com 2.498 sub imagens de 200×200 pixels extraídas manualmente de um conjunto de imagens adquiridas com o uso de um drone em regiões periféricas da cidade de São Paulo. Os resultados mostraram ser eficiente, durante os experimentos realizados, obteve-se uma acurácia de 93,37% na etapa de validação do treinamento e 79,74% de acertos na etapa de testes, indicando que a abordagem proposta é uma boa alternativa para solucionar o problema investigado.

Sousa et. al. (2020), desenvolveram contagem de objetos utilizando técnicas de processamento de imagem: morfologia matemática, com objetivo de mostrar como a morfologia matemática pode ser importante para a contagem de objetos. Durante os testes foi usado o programa Matlab, na aquisição foram utilizadas diversas imagens aleatoriamente, aplicada a operação morfológica dilatação e erosão em imagens binarizadas. Os resultados mostraram que as operações morfológicas retiram ruídos e separam objetos para a realizar a contagem, sendo mais eficiente quando os objetos nas imagens não se encontram muito próximos.

III. METODOLOGIA

Na implementação do modelo de mistura gaussiana usando filtro convolução e segmentação utilizando filtro mediana utilizou-se o programa Matlab versão R2018b *student use toolbox*, usando bibliotecas de processamento de imagem e visão computacional. Na análise dos resultados utilizou-se algoritmos e a matriz de confusão e a aquisição de imagens foram usados quatro vídeos retirados de um documentário realizado pelo Projeto PróVarzea (Subprograma Unidades de Conservação e Manejo dos Recursos Naturais executado pelo IBAMA, que constituiu uma ação conjunta do Governo do Brasil e da Cooperação Internacional, que apoia estudos e análises sobre os temas que afetam a conservação e o uso racional da várzea, em especial, os recursos pesqueiros) na região do baixo Amazonas em diferentes cenários e locais, sendo o único material encontrado em ferramentas de busca da web. O vídeo foi dividido em *frames* (imagens), vídeo1 apresentou uma carga de trabalho de 201 imagens, vídeo2 214 imagens, vídeo3 393 imagens e vídeo4 321 imagens todas com formato 360x640x3 de 24 bits. Em relação as métricas de desempenho, fez-se análise do tempo de execução, mediante o *rund and time* (executor de tempo) do programa Matlab que exhibe a performance de cada método. Os testes foram executados em um notebook com as seguintes configurações: um sistema operacional *Windows 10 Pro X64_64*; *Processador Intel® Core™ i3-5005U CPU @ 2.00GHz*; *4 GB de memória RAM e 1T de HD*.

IV. DESENVOLVIMENTO

A. Modelo de Mistura Gaussiana utilizando filtro convolução (GMMCONV)

Inicialmente, cada vídeo foi dividido em *frames* (quadros), sequência de imagens, no intuito de avaliar o total de *frames* e determinar o número de imagens a serem usadas no treinamento.

Fig. 1 demonstra o processo de desenvolvimento do modelo de mistura gaussiana utilizando filtro convolução seguem uma sequência: aquisição da imagem, imagem em níveis de cinza, filtro convolução, operação morfológica (erosão) e detecção.

- 1) *Aquisição da imagem*: foi determinado 10% de frames do vídeo para treinamento.
- 2) *Imagem em níveis de cinza*: a imagem é convertida em *grayscale* assumindo valores normalizados entre 0 e 1.
- 3) *Filtro convolução*: uma máscara de tamanho 6x6 contendo valores entre 0 e 1 é aplicada sobre a imagem em níveis de cinza.
- 4) *Subtração de fundo*: o plano de fundo é determinado, a partir da imagem resultante do filtro convolução, dado que essa imagem assume valores binários, em que o valor 0 (preto) é atribuído para o *background* e 1 para o *foreground* que é a região de interesse.
- 5) *Operação morfológica (erosão)*: o *foreground* apresenta ruídos que são minimizados com a operação morfológica básica erosão, combinando dois conjuntos (imagem e elemento estruturante) utilizando vetores de subtração. Foram testados empiricamente as estruturas de dilatação, abertura e fechamento, porém a operação de erosão minimizou consideravelmente os ruídos.
- 6) *Detecção*: reconhecida a região de interesse são fixados retângulos de cor vermelha que representa o número de pirarucu detectado.

Fig. 1. Sequência do Modelo de Mistura Gaussiana utilizando filtro convolução

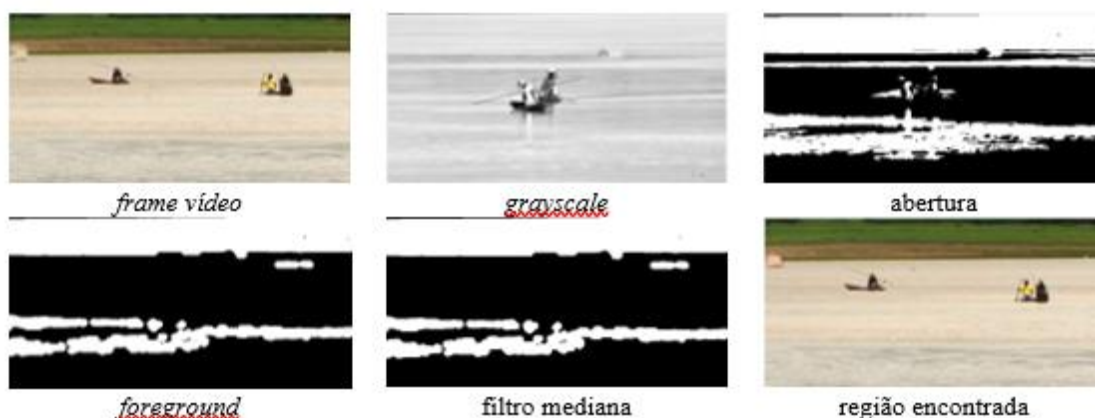


B. Segmentação utilizando filtro Mediana (SMED)

Fig. 2 apresenta o desenvolvimento da segmentação utilizando filtro mediana, inicialmente é efetuado um treinamento mediante um *frame* representativo do vídeo em RGB (Vermelho - R, Verde - G, Azul -B), denotado por três valores inteiros entre 0 e 255, essa imagem é transformada em níveis de cinza (*grayscale*) assumindo 256 valores

inteiros entre 0 (cor preta) e 255 (cor branca) normalizada com valores entre 0 e 1, os valores de *pixels* abaixo de 35 tornam-se plano de fundo, os objetos de cor escura são removidos, contudo o plano de fundo apresenta muitos ruídos, principalmente a vegetação, canoa e pescadores, a fim de remover esses ruídos, foram testadas as estruturas básicas morfológica como: erosão, dilatação, abertura e fechamento, porém a estrutura morfológica abertura mostrou ser mais eficiente para remoção dos ruídos. A abertura morfológica que é uma operação de erosão seguida de uma dilatação utilizando o mesmo elemento estruturante, que remove objetos pequenos da imagem, preservando os de estruturas grandes atingindo, contudo se fez necessário contornar pontos-limite do fundo da imagem preenchendo regiões internas, isto é, preenchendo buracos no *foreground*, além disso, o filtro mediana mostrou ser muito eficiente minimizando consideravelmente os ruídos, dessa forma os valores correspondente à posição central, realiza a troca do valor de cada pixel pela mediana dos pixels vizinhos atribuído 0 baseado em um limiar, dessa maneira a região de interesse é encontrada.

Fig. 2. Sequência da segmentação utilizando filtro mediana



V. Resultados

Para análise dos resultados obtidos pelos métodos, foram usadas quatro medidas, por meio da matriz de confusão que é uma matriz de erros e acertos que permite aferir a capacidade do método em reconhecer diferentes classes de instâncias. Verdadeiro positivo (VP) e Verdadeiro negativo (VN) referem-se o quanto o classificador está acertando nas predições, por outro lado, falso positivo (FP) e Falso negativo (FN) referem-se o quanto o classificador está errando nas predições (Souza e Santos, 2011).

A Acurácia (A) e Erro (E) são medidas por:

$$A = \frac{(VP+VN)+100}{(VP+VN+FP+FN)} \quad (1)$$

$$Erro = \frac{(FP+FN)+100}{(VP+FN+FP+VN)} \quad (2)$$

Avaliando os resultados dos algoritmos implementados para os quatro vídeos, as entradas geraram os seguintes resultados observados na tabela 1 e 2.

Tabela 1. Resultado da detecção dos métodos implementados utilizando matriz de confusão

Dados	Manual	GMMCONV			
		VP	FP	VN	FN
Vídeo1	3	3	10	18	0
Vídeo2	3	2	2	2	0
Vídeo3	6	2	11	10	0
Vídeo4	3	2	10	11	0

Tabela 2. Resultado da detecção dos métodos implementados utilizando matriz de confusão

Dados	Manual	SMED			
		VP	FP	VN	FN
Vídeo1	3	2	1	2	0
Vídeo2	3	3	0	2	0
Vídeo3	6	4	1	2	0
Vídeo4	3	3	1	2	0

Os resultados baseados na matriz de confusão e Acurácia estão presentes na tabela 3.

Comparação a contagem manual que são os pirarucus que aparecem boiando no vídeo, no melhor caso, o modelo de mistura gaussiana utilizando convolução para a entrada vídeo1 exibe 58,06% e o vídeo2 66,67% de predições corretas. Porém, a segmentação utilizando filtro mediana apresenta no melhor caso 100% e 85,71% de acerto, como pode ser observado na tabela 3.

Tabela 3. Resultados da Acurácia em relação aos métodos

DADOS	ACURÁCIA (%)	
	GMMCONV	SMED
Vídeo1	58,06	80
Vídeo2	66,67	100
Vídeo3	52,17	85,71
Vídeo4	56,52	83,33

Resultados da medida erro, apresenta no pior caso o modelo de mistura gaussiana utilizando filtro convolução quando a entrada são os vídeos 3 e 4 que exibem

respectivamente 47,83% e 43,48% de erro. Porém a segmentação para a entrada vídeo 1 e 4, mostram no pior caso respectivamente 20% e 16,67. Conforme, tabela 4.

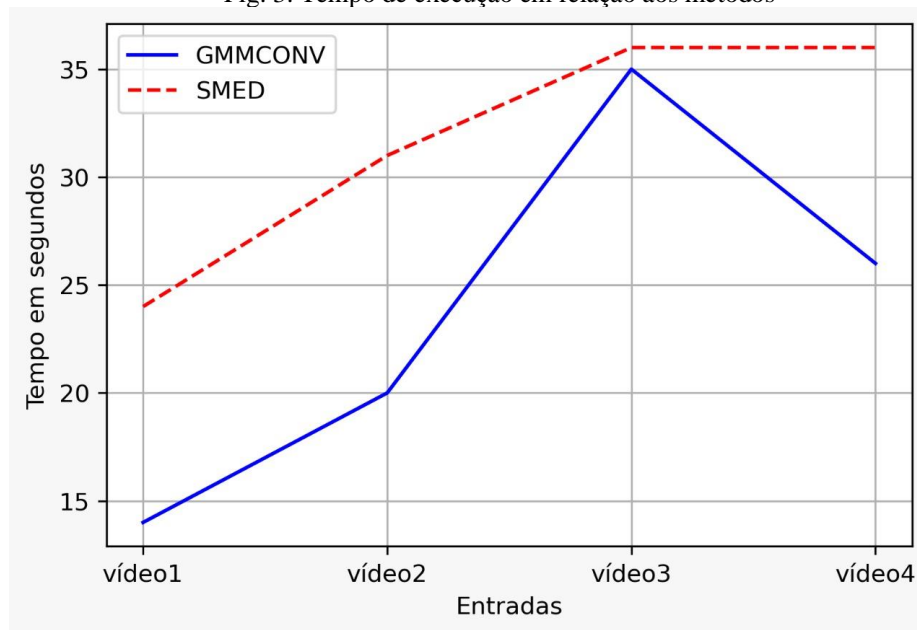
Tabela 4. Resultados da Taxa de erro em relação aos métodos

DADOS	ERRO (%)	
	GMMCONV	SMED
Vídeo1	41,94	20
Vídeo2	33,33	-
Vídeo3	47,83	14,29
Vídeo4	43,48	16,67

1) Tempo de execução dos métodos

Avaliando o tempo de execução do modelo de mistura gaussiana, mostrou ser mais eficiente em relação a segmentação utilizando filtro mediana, como pode ser observado na figura 3.

Fig. 3. Tempo de execução em relação aos métodos



VII. Considerações Finais

Este trabalho apresentou a implementação de um método para automatizar a detecção e contagem do pirarucu durante o manejo, com base nos testes podemos concluir que detectar e contar o pirarucu é um desafio, pois existem diversos fatores que dificultam a identificação dele, no ambiente manejado. Se comparado com o método padrão usado nas comunidades, destacamos que a segmentação utilizando filtro mediana poderá contribuir economizando tempo e esforço durante os processos de manejo, porém se faz necessário realizar ajustes visando corrigir algumas limitações. Além disso, pretendemos

testar outros modelos como redes neurais, com objetivo de aprimorar a precisão da contagem. Por fim, um objetivo mais que desafiador é o uso da segmentação utilizando filtro mediana, diretamente nas comunidades que realizam o manejo do pirarucu.

Como trabalhos futuros, pretende-se usar imagens aéreas de veículos não tripulados (UAVs), coletadas diretamente de alguma comunidade que trabalha o manejo do pirarucu, acompanhar a contagem dos pescadores e comparar com o método de segmentação, além disso, avaliar a precisão da contagem automática em relação ao número de pirarucus contados pelos pescadores.

REFERÊNCIAS

1. Backes, A. R.; Junior, J. J. de M. S. J. Introdução à Visão Computacional usando Matlab. Rio de Janeiro: Alta Books, 2016.
2. Castello, L. A method to count pirarucu: fishers, assessment and management. North American Journal of Fisheries Management, 2004. 24:379-389. <http://dx.doi.org/10.1577/M02-024.1>
3. Castello, L., Stewart, D. J., Arantes, C. O quê sabemos e precisamos fazer a respeito da conservação do pirarucu (Arapaima spp.) in book: Biologia, conservação e manejo participativo de pirarucus na Pan-Amazônia. (pp.17-32). Instituto de Desenvolvimento. Sustentável Mamirauá, Tefé, AM. Amaral, E.S. (ed.), 2013.
4. Gorkin, R. Adams.; Matthew, J B.; Aubin, Sam.; LI, W.; Davis, A. R. and Barthelemy, J. Sharkeye: Real-Time Autonomous Personal Shark Alerting via Aerial Surveillance. Drones 2020, 4, 18. <https://doi.org/10.3390/drones4020018>
5. Lima, G. L., Bravo, D. T., Araújo, S. A. de. Utilização de redes neurais convolucionais para a detecção de objetos em imagens aéreas adquiridas por drones. Brazilian Journal of Development, Curitiba. v. 6, n. 7, p. 50702-50713, jul. 2020. DOI:10.34117/bjdv6n7-646
6. Lins, E. A., Rodriguez, J. P. M., Scoloski, I. S., Pivato, J., Lima, M. B, Fernandes J. M. C., Pereira, P. R. V. da S., Lau, D., Rieder, R. A method for counting and classifying aphids using computer vision. Computers and Electronics in Agriculture. Elsevier, v. 169, February 2020, 105200. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.105200>
7. Marinato, M. S.; Machado, J. R. S.; Abreu, W. F. ; Ponte, M. J. M. . Visão Computacional Aplicada ao Monitoramento Bovino: Uma Análise dos Biomas Nacionais. In: XII Congresso Brasileiro de Agroinformática, 2019, Indaiatuba. Visão Computacional Aplicada ao Monitoramento Bovino: Uma Análise dos Biomas Nacionais. Ponta Grossa: Universidade Estadual de Ponta Grossa, 2019. v. VI. p. 163-171.
8. Murrieta, R. S. A mística do Pirarucu: pesca, ethos e paisagem em comunidades rurais no Baixo Amazonas. Horizontes Antropológicos, 2001. 16: 113-130.
9. Queiroz, H.L.; Sardinha, A. D. A preservação e o uso sustentado dos pirarucus em Mamirauá. In: QUEIROZ, H.L.; CRAMPTON, W. G. R. (Eds.) Estratégias para o manejo de recursos pesqueiros em Mamirauá. Brasília: Sociedade Civil Mamirauá/Ministério de Ciência e Tecnologia /Conselho Nacional de Pesquisa, p. 108-141, 1999.
10. Queiroz, H.L. Natural history and conservation of pirarucu, Arapaima gigas at the Amazonian várzea: red grants in muddy water. Tese de Doutorado. University of St. Andrews, St. Andrews. 2000.

11. Rosa, K. R. de; Nornberg, J. L.; Silva, L. K. S. da; Kubota, E. H. Pirarucu: from its origins to comercial breeding/ Pirarucu: das origens ao melhoramento comercial. *Brazilian Journal Develop.*, Curitiba, v.6, n2, p. 6586-6598, feb. 2020. DOI: <https://doi.org/10.34117/bjdv6n2-091>
12. Silva, R. B; Gonçalves, A. C. T; Marinho J. Contagem e Censo Populacional de Pirarucu. Tefé, AM: IDSM, 2013.
13. Santos, G. M.; Santos, A. C. M. Sustentabilidade da pesca na Amazônia. *Estudos Avançados*, São Paulo, v.19, n. 54, p. 165-182, 2005.
14. Sousa, M. H. S.; Silva, J. P.; Silva, F. B.; Barbosa, N. C. Contagem de objetos utilizando técnicas de processamento digital de imagem: Morfologia Matemática. *Brazilian Journal of Development*, Curitiba, v. 6, n. 8, aug. 2020. <https://doi.org/10.34117/bjdv6n8-232>
15. Souza, C. R. C.; Santos, P. E. Probabilistic Logic Reasoning about Traffic Scenes. R. Grob et al. (Eds.): *TAROS 2011, LNAI 6856*, pp. 219–230, 2011. c Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2011. https://doi.org/10.1007/978-3-642-23232-9_20
16. Wazlawick, R. S. *Metodologia de Pesquisa em Ciência da Computação*. Rio de Janeiro: Elsevier, 2009.